Metodología para la Identificación del Sistema de Excitación de un Generador Eléctrico de Potencia para propósitos de control

Andrés Ricardo Beira Combariza

Febrero 2010

Resumen

Esta tesis presenta el desarrollo, y finalmente la proposición, de una metodología de identificación para estimar los parámetros del sistema de excitación de un generador de potencia. El trabajo fue desarrollado trabajando con un sistema simulado, pero que corresponde a un sistema real que funciona en el sistema de potencia colombiano: el modelo que se tiene en la planta hidroeléctrica de Salvajina (Municipio de Suárez, Departamento del Cauca) para el sistema de excitación de la Unidad de Generación #1. La metodología propuesta es por tanto particularmente válida para ser aplicada en campo sobre este sistema de excitación específico, pero en general válida para cualquier sistema del mismo tipo instalado en cualquier otro lugar. Así mismo, el modelo en cuestión, es el correspondiente al estándar IEEE 421.5, el cual es especialmente utilizado en estudios de estabilidad, pero que también es válido para propósitos de diseño y ajuste de controladores.

El desarrollo de la metodología consistió en el análisis ordenado de diversos aspectos del problema, análisis de cuyas observaciones y conclusiones se fue configurando y concibiendo la metodología de manera relativamente espontánea. Este desarrollo se puede sintetizar básicamente en cinco etapas: (1) una revisión teórica de lo más relevante en relación con sistemas de excitación, que permitió tener una comprensión detallada de la física y el modelamiento de dicho dispositivo, objeto del estudio. (2) Una revisión de la teoría de identificación de sistemas y de su aplicación específica a los sistemas de excitación, que permitió entender qué era la identificación de sistemas en general y cuáles son los distintos métodos disponibles, así como, en cuanto a la identificación de sistemas de excitación, contextualizarnos e identificar las deficiencias que se tienen en las distintas metodologías hasta hoy propuestas. (3) Un análisis de sensibilidad, basado en numerosas simulaciones del modelo del sistema de excitación, que permitió valorar la observabilidad e identificabilidad de los distintos parámetros en cuestión, tanto de aquellos que determinaban las dinámicas lineales como de aquellos que determinaban las dinámicas no-lineales, y que permitió diferenciar el grado de identificabilidad de los parámetros observables. (4) Un breve análisis matemático, que se hizo para saber si sí era posible, y qué problemas se podían presentar, al tratar de derivar estimaciones de los parámetros tras la aplicación de un método de identificación, y de donde se encontró cierta característica matemática que podía ser explotada en beneficio de una identificación cada vez mejor. (5) Un análisis estadístico de los resultados de un gran número ya de identificaciones como tal, en cuyas tendencias se analizó específicamente el comportamiento de la característica matemática mencionada, y a partir del cual se desarrolló un indicador que nos permitía sopesar o "medir" cuando las identificaciones tendían a ser cada vez mejores. En base a las observaciones y conclusiones sacadas en estas cinco etapas, se creó la metodología que se propone hacia el final del trabajo.

La metodología finalmente propuesta tiene varias ventajas sobre las que se han planteado hasta la fecha. En primer lugar, a diferencia de la gran mayoría, solo requiere la medición de la tensión terminal y el voltaje en la referencia, lo que hace que, comparado con otras, sea de más fácil implementación práctica y por tanto más adecuada para ser eventualmente aplicada por los operadores de manera independiente y cuando mejor les parezca. En segundo lugar, y a diferencia de otras metodologías que también tratan de hacer uso solo de la tensión terminal y el voltaje en la referencia, logra la identificación de la totalidad de los parámetros lineales como parte del procedimiento central de estimación a partir de los datos entrada-salida, sin necesidad de pruebas adicionales sobre elementos aislados. En tercer y último lugar, es hasta ahora la única metodología que incorpora un indicador, perfectamente calculable en la práctica por quien ejecuta la identificación, que le da una muy buena idea de qué tan exitosa ha resultado la estimación de los parámetros.

CONTENIDO

Lista de Figuras VI

Lista de Tablas IX

1.. Sistemas de Excitación 1
1.1. Funcionalidad del Sistema de Excitación 1
1.2. Configuración general y funcionamiento del sistema de control de la excitación 2
1.3. Tipos de sistemas de excitación 3
1.3.1. Sistemas de excitación tipo DC 4
1.3.2. Sistemas de excitación tipo AC 4
1.3.3. Sistemas de excitación tipo estáticos (ST) 5
1.4. Modelos de sistemas de excitación 6
1.5. Modelo del sistema de excitación utilizado en este trabajo 8
1.5.1. Origen de los datos 8
1.5.2. Descripción física del sistema 9
1.5.3. Descripción del modelo 9
1.5.4. Modelo del Generador 11
1.5.5. Variables accesibles para medición en nuestro modelo . . 12
1.6. Conclusiones 12

2.. Identificación de Sistemas e Identificación de Sistemas de Excitación . 13
2.1. Identificación de Sistemas 13
2.1.1. Estructura y Parámetros del modelo 14
2.1.2. Métodos de identificación 14
2.1.2.1. Métodos de identificación no paramétricos . . . 15
2.1.2.2. Métodos de identificación paramétricos 15
2.2. Identificación de sistemas de excitación 18
2.2.1. Necesidad de la Identificación de Sistemas de Excitación . 18
2.2.2. Revisión de la Literatura Internacional 19
2.2.2.1. Comentarios Tabla 2.1 19
2.2.3. Análisis de algunas desventajas observadas en las distintas metodologías 22
2.3. Conclusiones 23

3.. Análisis de Sensibilidad de la respuesta del sistema a los parámetros . 24
3.1. Implementación del análisis de sensibilidad 24
3.1.1. Señal de entrada y mediciones 24
3.1.2. Separación entre Parámetros lineales y no lineales 24
3.1.3. Implementación en software 25
3.2. Análisis de sensibilidad de los parámetros lineales 26

3.2.1. Descripción 26
3.2.2. Curvas de sensibilidad 27
3.2.3. Gráficas en el dominio del tiempo 31
3.2.4. Algunas cuantificaciones de la sensibilidad 31
3.2.4.1. Derivada promedio 31
3.2.4.2. Un ordenamiento simple 34
3.2.4.3. Normalización respecto al más sensible 35
3.3. Análisis de Sensibilidad de los parámetros no lineales 37
3.3.1. Descripción 37
3.3.2. Curvas de sensibilidad 38
3.4. Conclusiones 45

4.. Análisis Matemático 46
4.1. Linealización del modelo 46
4.2. Identificabilidad de los parámetros a partir de la función de transferencia 48
4.3. Función de consistencia 49
4.4. Identificabilidad cuando el sistema (4.5) es consistente 50
4.4.1. Más de una solución 51
4.4.2. Parámetros complejos 51
4.5. Conclusiones 52

5.. Análisis Estadístico de la Consistencia 54
5.1. Implementación del análisis estadístico de la consistencia 55
5.1.1. Perturbación de entrada 55
5.1.2. Tiempo de muestreo y mediciones 58
5.1.3. Tratamiento continuo-discreto 59
5.1.4. Método de identificación 59
5.1.5. Medición de la consistencia 60
5.1.5.1. Índice de Consistencia 1 61
5.1.5.2. Índice de Consistencia 2 62
5.1.6. Medición del Acierto 66
5.1.6.1. Estructura general del índice de acierto 67
5.1.6.2. Índice de acierto 1 68
5.1.6.3. Índice de acierto 2 68
5.1.7. Índice de ajuste 69
5.2. Realización de los experimentos 72
5.3. Análisis estadístico de los resultados 74
5.3.1. Medias y Desviaciones Estándar 74
5.3.2. Correlaciones 81
5.4. Experimentos adicionales de verificación variando los valores reales de los parámetros 87
5.4.1. Resultados de la verificación 88
5.5. Relación con el Análisis de Sensibilidad—Errores relativos individuales 91
5.6. Conclusiones 94

6.. Metodología de Identificación 97
6.1. Selección de un valor para el Índice de Consistencia I_{C2} como referencia en la práctica 97
6.2. Descripción de la Metodología 101
6.2.1. Ejecución de las pruebas y recolección de los datos 101
6.2.2. Aplicación del método PEM—Estimación de una $G(s)$ . . 102
6.2.3. Derivación de una estimación de los parámetros, evaluación de I_{C2}, validación del modelo con I_{Aj} 103
6.2.4. En caso de que la identificación no sea satisfactoria 104
6.3. Conclusiones 107

7.. Conclusiones y Trabajo Futuro 108
7.1. Resumen 108
7.2. Ventajas de la metodología propuesta 110
7.3. Trabajo futuro 112

Apéndice 114

A.. Parámetros utilizados para la simulación de los modelos 115

B.. Curvas de Sensibilidad para E_{fd} e I_{fd} 117

C.. Discontinuidades en las curvas de sensibilidad 122

D.. Algunos scripts utilizados en este trabajo 127

Bibliografía 131

LISTA DE FIGURAS

1.1. Diagrama general del sistema de control de la excitación (IEEE Std 421.5, 2005) . . . 2
1.2. Sistema de escitación tipo DC (Kundur, 1994) . . . 4
1.3. Sistema de escitación tipo AC,ejemplo 1 (Kundur, 1994) . . . 5
1.4. Sistema de escitación tipo AC, ejemplo 2 (Kundur, 1994) . . . 6
1.5. Sistema de escitación tipo ST (Kundur, 1994) . . . 7
1.6. Modelo ST1A (IEEE Std 421.5) . . . 9
1.7. Modelo de los sistemas de excitación para la central de Salvajina 10
1.8. Modelo del generador en vacío . . . 11

2.1. Sistema general con ruido . . . 16
2.2. Estructura general modelo con ruido . . . 16

3.1. Sistema simulado excitación-generador en Matlab-Simulink . . . 26
3.2. Curvas de Sensibilidad para V_t . . . 28
3.3. Curvas de Sensibilidad para V_t sin K_r . . . 30
3.4. Algunas respuestas del sistema en V_t a la perturbación de 1 % . . 32
3.5. Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 1 % . . . 40
3.6. Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 2 % . . . 41
3.7. Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 5 % . . . 42
3.8. Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 10 % . . . 43
3.9. Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 20 % . . . 44

4.1. Modelo a linealizar . . . 47
4.2. Modelo Linealizado alrededor del punto de operación . . . 48

5.1. Registros de una prueba al escalón del sistema a identificar . . . 57
5.2. PRBS inyectada al sistema para identificación . . . 58
5.3. Respuesta del voltaje terminal a la PRBS . . . 59
5.4. Interpretación gráfica de I_{C1} . . . 63
5.5. Interpretación gráfica de I_{C2} en su versión de la ecuación (5.14) 66
5.6. Interpretación gráfica del índice de acierto en general . . . 68
5.7. Interpretación gráfica del índice de ajuste . . . 71
5.8. Registro de la variación de V_t con un ruido del 5 % . . . 73
5.9. Implementación del sistema de excitación agregando ruido de medición . . . 74

5.10. Medias I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1} en función del ruido 75
5.11. Medias I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2} en función del ruido 76
5.12. Desviaciones Estándar I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1} en función del ruido . . . 77
5.13. Desviaciones Estándar I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2} en función del ruido . . . 78
5.14. Resultados para I_{C1} e I_{A1} de 25 experimentos ejemplo (Ruido: 5 %) 81
5.15. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de 25 experimentos ejemplo (Ruido: 5 %) 82
5.16. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 5 % . 85
5.17. Resultados para I_{C1} e I_{A1} de los experimentos con ruido de 5 % . 86
5.18. Resultados para I_{A2} e I_{Aj2} de los experimentos con ruido de 5 % 86
5.19. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 1 % cuando T_f se redujo al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}980909$. 89
5.20. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 10 % cuando T_f se redujo al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}973847$. 89
5.21. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 2 % cuando K_r se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}953736$. 89
5.22. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 9 % cuando K_r se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}932629$. 90
5.23. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 3 % cuando K_a se disminuyó al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}970247$. 90
5.24. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 8 % cuando K_a se disminuyó al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}978074$. 90
5.25. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 4 % cuando T_a se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}971810$. 91
5.26. Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 7 % cuando T_a se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}966214$. 91
5.27. Errores relativos individuales (en porcentaje): Media 92
5.28. Errores relativos individuales (en porcentaje): Desviación Estándar 93

6.1. Esquema de la Metodología de Identificación propuesta 106

B.1. Curvas de Sensibilidad para E_{fd} 117
B.2. Curvas de Sensibilidad para E_{fd} sin K_r 118
B.3. Curvas de Sensibilidad para I_{fd} 119
B.4. Curvas de Sensibilidad para I_{fd} sin K_r 120

C.1. Respuestas al escalón para valores de K_r alrededor del cambio brusco 122
C.2. Figura C.1 ampliada 123
C.3. Detalle curva azul 123
C.4. Detalle curva verde 124
C.5. Detalle curva roja 124
C.6. Detalle curva aguamarina 125
C.7. Detalle de la curva de sensibilidad alrededor de su discontinuidad 126

LISTA DE TABLAS

2.1. Tabla Artículos Identificación 20

3.1. Derivadas promedio Curvas de Sensibilidad 34
3.2. Ordenamiento de los resultados de la Tabla 3.1 35
3.3. Derivadas promedio normalizadas respecto a la de K_r 36

5.1. Tabla de correlaciones entre I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1} 84
5.2. Tabla de correlaciones entre I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2} 84

6.1. Porcentaje de Identificaciones donde se obtuvo $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$ . . 98
6.2. Media y Desviación estándar del error relativo (en porcentaje) en cada parámetro y de I_{A2} siempre que I_{C2} fue menor o igual a $4e-3\,\%$ 99
6.3. Media y Desviación estándar de I_{Aj2} cuando $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$ . . . 100
6.4. Ejemplos para I_{Aj2} cuando los parámetros estimados eran iguales a los reales 100

A.1. Parámetros del Sistema de Excitación para una de las Unidades Generadoras de Salvajina 115
A.2. Parámetros del Generador en circuito abierto 116
A.3. Características del Generador de la Central Salvajina 116

1. SISTEMAS DE EXCITACIÓN

En este primer capítulo presentamos los aspectos principales en relación a los sistemas de excitación: su funcionalidad, su configuración, su lógica de funcionamiento, sus tipos, y los modelos que existen para representarlos. También, hacia el final, explicamos en detalle el modelo de aquél sitema de excitación real con el que se desarrolló el trabajo: su origen, su descripción física, los detalles de su modelado, y las variables accesibles en la práctica para medición con miras a un proceso de identificación.

1.1. Funcionalidad del Sistema de Excitación

En general, se tiene al sistema de excitación por aquél dispositivo encargado de actuar sobre las variables del circuito de campo del generador sincrónico (tensión, corriente, flujo, etc) con los dos objetivos principales de regular la magnitud de tensión observada en las terminales (o tal vez en un punto más alejado, tal como la salida de un transformador, o un barraje particular) y controlar el flujo de potencia reactiva generada o absorbida (factor de potencia). Sin embargo, esta no sería una descripción verdaderamente completa, y se pueden señalar más funciones que tiene el sistema de excitación tanto dentro de la máquina en sí misma como dentro de la totalidad del sistema de potencia. En síntesis, se puede decir que las funciones del sistema de excitación son (Kundur, 1994):

- Suministrar la corriente continua que requiere el devanado de campo: la excitatriz hace parte, obviamente, del sistema de excitación. Tomándola aisladamente, su único propósito es suministrar la potencia DC que necesita el devanado de campo para cumplir su papel dentro del mecanismo de generación.

- Regular el voltaje en las terminales del generador: como habíamos señalado, esta es tal vez una de las funciones que inicialmente se suele asociar al sistema de excitación. Esta función es controlada principalmente por el regulador de voltaje o AVR (Automatic Voltage Regulator), por sus siglas en inglés. Tomando como entradas mediciones de variables como voltaje terminal y corriente, su salida controla a su vez la salida de la excitatriz.

- Controlar el flujo de potencia reactiva desde el generador: el regulador de velocidad controla la cantidad de potencia activa que genera la máquina. Por su parte, el sistema de excitación puede controlar el flujo de potencia reactiva que entrega (o absorbe) la misma. Aumentando (disminuyendo) la excitación, el voltaje generado en terminales, así como la magnitud de la corriente, aumentan (disminuyen). Si el flujo de potencia activa que viene desde la turbina no cambia, este aumento (disminución) en V e I solo puede traducirse en un aumento (disminución) de la potencia reactiva.

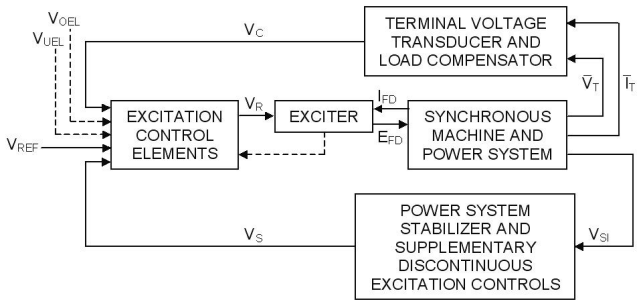
- Aportar a la estabilidad del sistema de potencia: dispositivos como los PSS (Power System Stabilizers) ayudan a controlar las oscilaciones de baja frecuencia del sistema de potencia actuando a través del sistema de excitación.

- Contribuir a la confiabilidad del sistema de potencia incorporando funciones limitadoras y otras funciones auxiliares: los limitadores presentes en el sistema de excitación protegen componentes de la máquina esenciales para la operación confiable de esta como parte de todo el sistema, o pueden también prevenir la ocurrencia de situaciones indeseables que a la postre también comprometen la confiabilidad de la operación. Por ejemplo, el limitador de sobreexcitación, protege físicamente el devanado de campo de sobrecalentamiento y deterioro del aislamiento. Así mismo, el limitador de subexcitación, puede ayudar a prevenir la pérdida de sincronismo.

1.2. Configuración general y funcionamiento del sistema de control de la excitación

El diagrama de bloques de la Figura 1.1 tomado del estándar IEEE 421.5 muestra la configuración física general de los distintos subsistemas que componen un sistema de control de la excitación.

Fig. 1.1: Diagrama general del sistema de control de la excitación (IEEE Std 421.5, 2005)



Vemos entonces que el sistema de control de la excitación se compone en general de los siguientes subsistemas: transductores de voltaje (y corriente) terminal y compensador de carga, elementos de control de la excitación (AVR), la excitatriz, y, en muchos casos, un estabilizador del sistema de potencia (PSS). En algunas ocasiones, suelen emplearse también controles suplementarios discontinuos y otras funciones auxiliares.

Los transformadores de potencial (PT's) y de corriente (CT's) miden la tensión y la corriente en terminales, V_t e I_t, y envían su señal al transductor de voltaje y a la red compensadora. El transductor de voltaje esencialmente rectifica y filtra la señal de los PT's y obtiene una cantidad usualmente DC. La red compensadora toma tanto la señal de voltaje como la de corriente y lleva a cabo una compensación, la cual puede ser para lograr una regulación efectiva del voltaje en un punto más allá de los terminales (compensación de caída de línea), o, cuando varias unidades están conectadas a un mismo barraje

sin una impedancia entre ellas, crear un acople artificial que ayude a repartir correctamente la potencia reactiva entre las máquinas. El resultado final del paso tanto por el transductor de voltaje como por las redes de compensación es una señal equivalente y compensada del voltaje terminal, V_c.

La señal V_c es comparada (sustraída) con la señal de referencia V_{ref}, que representa el punto de operación deseado para el voltaje terminal (u otro punto en casos de compensación) en un estado de carga inicial dado. El resultado de la comparación entre V_c y V_{ref}, el error, es la señal principal de entrada a los elementos de control de la excitación (el AVR). Basado en el error, el AVR inicia una acción correctiva mediante su señal de salida de baja potencia V_r, la cual induce a la excitatriz a modificar el voltaje y la corriente de campo (E_{fd} e I_{fd}) en la dirección apropiada, con el fin de llevar el voltaje terminal y el flujo de potencia reactiva al punto de operación deseado.

Adicionalmente, tenemos el Estabilizador del Sistema de Potencia (PSS) y los controles suplementarios discontinuos de la excitación. El PSS modifica la acción del sistema de excitación adicionando al error la señal V_s, de tal manera que a la vez que se ejerce la regulación de tensión y potencia reactiva, se promueve también la estabilidad del sistema de potencia aumentando el amortiguamiento en las oscilaciones de baja frecuencia. La mayoría de las veces, la entrada al PSS, V_{si}, es una señal equivalente proveniente de la velocidad de la máquina o de la frecuencia instantánea en las terminales del generador. Por otro lado, en algunas configuraciones particulares, la sola presencia del PSS acompañando la acción del sistema de excitación no es suficiente para explotar toda la capacidad que tiene el sistema de excitación como herramienta de estabilidad. En esos casos, se pueden tener controles discontinuos suplementarios, que ayudan a aumentar aún más la estabilidad durante grandes perturbaciones.

Por último, dentro de la mecánica del sistema de excitación, a veces entran a participar también señales limitadoras de sobreexcitación y subexcitación (V_{oel}, V_{uel}). Cuando dentro de la interacción de todos los elementos anteriormente mencionados, las funciones de regulación de tensión y flujo de potencia reactiva, así como la de estabilización del sistema de potencia, exigen a algún elemento particular por encima de sus límites operativos, es necesario introducir nuevas señales que eviten a toda costa la desconexión del generador y el subsecuente comprometimiento de la confiabilidad de todo el sistema de potencia.

1.3. Tipos de sistemas de excitación

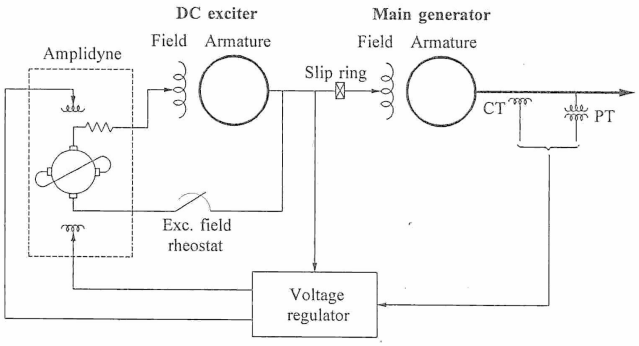
Los sistemas de excitación pueden clasificarse en tres grandes grupos de acuerdo a la forma en que se obtiene la potencia para la excitación: sistemas de excitación tipo DC, sistemas de excitación tipo AC, y sistemas de excitación de tipo estático (también conocidos como tipo ST). Dentro de cada uno de estos tres grandes grupos pueden a su vez señalarse algunos subgrupos en base a ciertas características comunes. A continuación explicamos a grandes rasgos en qué consiste cada uno de los tres grandes tipos de sistemas de excitación, y hacemos referencia a ciertas particularidades tecnológicas, que podrían asociarse a subtipos.

1.3.1. Sistemas de excitación tipo DC

Los sistemas de excitación de tipo DC son todos aquellos en los cuales la excitatriz, la fuente que alimenta el devanado de campo, es un generador eléctrico DC. Estos generadores DC pueden extraer la potencia para su funcionamiento del eje mismo de la máquina sincrónica, o también de motores auxiliares. Para conectar la armadura de la excitatriz DC, estática, con el campo del generador, que rota, se usan anillos rozantes. El regulador puede ser de varios tipos dependiendo de la tecnología del dispositivo utilizado para controlar la excitación de la excitatriz DC: los más viejos, de operación discontinua y baja ganancia, son a base de reóstatos; otros, de tecnología posterior, operación continua y alta ganancia, consisten en amplidinas (amplificadores rotativos) o amplificadores magnéticos; igualmente, se tienen algunas actualizaciones que reemplazan reguladores reostáticos o de amplidina por implementaciones a base de elementos de estado sólido. Estos reguladores pueden obtener su potencia desde pequeños generadores independientes, o en el caso de actualizaciones con dispositivos de estado sólido, desde las terminales de la misma máquina sincrónica o desde un barraje auxiliar. La excitación de la excitatriz puede obtenerse a partir de una excitariz piloto, aunque muchas veces lo que se tiene es un esquema de autoexcitación con el regulador actuando en modo *buck/boost*: el regulador suma o resta a la autoexcitación dependiendo del error.

En la actualidad son pocas las máquinas nuevas en las que se instala este tipo de sistemas; para estas se prefieren generalmente los tipos AC y ST. Sin embargo, existen aún algunos sistemas de este tipo aún en servicio en algunas máquinas relativamente viejas. No obstante, la tendencia general es hacia la desaparición de este tipo de sistemas, ya que a la hora de hacer la actualización de estos equipos muchas veces se remplaza con sistemas más modernos AC y ST. En la Figura 1.2 tenemos un ejemplo de este tipo de sistemas de excitación. Se tiene la excitatriz DC autoexcitada, y una amplidina actuando en modo *buck/boost*, como se explicó anteriormente.

Fig. 1.2: Sistema de escitación tipo DC (Kundur, 1994)



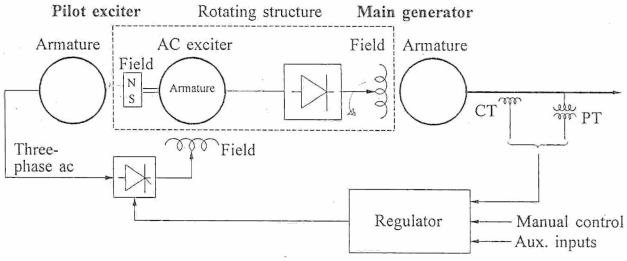
1.3.2. Sistemas de excitación tipo AC

En este tipo de sistemas de excitación, la excitatriz es un generador AC cuya salida es rectificada para obtener la corriente DC que requiere el devanado de campo. Los rectificadores pueden ser estacionarios o rotativos. En el primer

caso, el acople entre la salida rectificada de la excitatriz y el rotor del generador se hace mediante anillos rozantes, en el segundo, el campo de la excitatriz es estacionario, y su armadura gira junto con los rectificadores y el campo del generador, de tal manera que la conexión entre estos dos últimos ya no necesita anillos rozantes. Los rectificadores pueden ser controlados o no controlados. Cuando se tienen rectificadores no controlados (diodos) el regulador de voltaje actúa sobre el campo de la excitatriz para hacer la regulación de tensión terminal. Cuando se tienen rectificadores controlados (tiristores SCR) el regulador puede más bien actuar sobre estos modificando su ángulo de disparo según lo requiera la regulación. La excitatriz tiene, en este segundo caso, su propio regulador de tensión, y queda reducida meramente a una fuente de tensión constante para el puente rectificador. De esta manera, los sistemas AC con rectificadores controlados son mucho más rápidos, ya que solo se requiere modificar el ángulo de disparo de los SCR para modificar la excitación del generador; en contraste, con los sistemas AC de rectificadores no controlados, como el regulador actúa a través de la modificación del campo de la excitatriz, hay que esperar a que esta responda. La potencia para la excitatriz AC se obtiene generalmente del eje del generador. La potencia para el regulador de voltaje puede obtenerse de un generador independiente de imanes permanentes, de la salida de la excitatriz, de la salida del generador, o de un barraje auxiliar.

En las Figuras 1.3 y 1.4 mostramos dos ejemplos de sistemas AC. El primero ejemplifica uno donde los rectificadores son rotativos y no controlados, sin anillos rozantes y regulador actuando sobre el campo de la excitatriz. El segundo tiene rectificadores estacionarios, con anillos rozantes, una excitatriz con su propio regulador, y un AVR que actúa sobre el puente de rectificadores controlados y no sobre la excitación de la excitatriz.

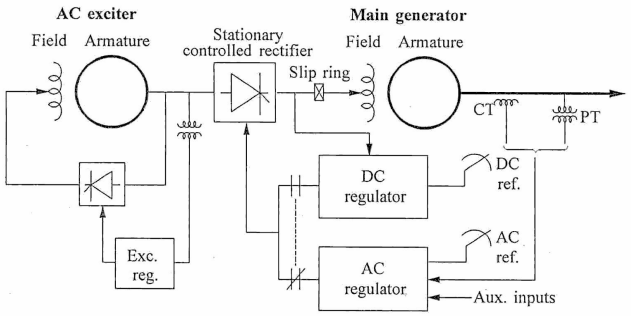
Fig. 1.3: Sistema de escitación tipo AC,ejemplo 1 (Kundur, 1994)



1.3.3. Sistemas de excitación tipo estáticos (ST)

Se puede decir que es un esquema de generador autoexcitado: la corriente DC para el campo se obtiene rectificando la misma salida del generador mediante dispositivos de estado sólido. Así, no es necesario el uso de máquinas rotativas para alimentar el campo como en los casos DC y AC, y es por eso que estos sistemas de excitación se denominan de tipo estático. Obviamente, es necesario transformar el voltaje terminal a un nivel adecuado para alimentar los rectificadores, y esto se hace mediante transformadores de potencial. En algunos casos, se transforma también la corriente, y tales sistemas se denominan de fuente compuesta, en contraposición a los que solo utilizan el voltaje terminal

Fig. 1.4: Sistema de escitación tipo AC, ejemplo 2 (Kundur, 1994)



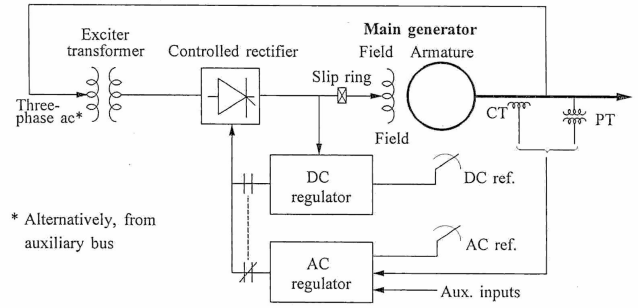
transformado, denominados de fuente de potencial. Algunos sistemas, inclusive, incorporan a la vez fuente de potencial y fuente compuesta. Los rectificadores pueden ser controlados o no controlados, y esto determina la manera en que actúa el regulador. Si se utilizan rectificadores controlados, el regulador controla el voltaje terminal, como es de esperarse, mediante la manipulación del ángulo de disparo de los SCR. Si por el contrario, en el sistema solo hay rectificadores no controlados, lo que se tiene es que en el esquema que suministra la potencia desde los terminales hacia los rectificadores, los transformadores de potencial y corriente son reactores saturables, de tal manera que el regulador actúa sobre el devanado de control de estos reactores saturables regulando la realimentación terminales-rectificadores, y controlando así la excitación. En el caso de rectificadores controlados la regulación es muy rápida, ya que la modificación del ángulo de disparo de los SCR requiere un tiempo de respuesta prácticamente despreciable. En el caso de solo rectificadores no controlados la inductancia del devanado de control de los reactores saturables impone ya algún retardo, aunque aún así, la respuesta sigue siendo rápida. En general, y como es de esperarse, tanto para el regulador como para la excitatriz la fuente de potencia son las mismas terminales del generador. En caso de fallas, o durante el arranque, la potencia para ambos puede ser obtenida de una estación auxiliar.

En general estos sistemas son en la actualidad tienden a predominar, entre otras razones, por ser enteramente estáticos y por su muy rápida respuesta. En la Figura 1.5 vemos un ejemplo sencillo, donde la fuente de potencia es un transformador de potencial, y el regulador actúa modificando el ángulo de disparo de los SCR.

1.4. Modelos de sistemas de excitación

En general, tanto los modelos que entregan los fabricantes (cuando lo hacen), como los que se proponen en la literatura son de la misma naturaleza: diagramas de bloques funcionales de orden reducido. Esto significa que los modelos de sistemas de excitación son generalmente la interconexión de bloques, donde cada uno de estos bloques representa una unidad funcional del sistema de excitación (transductores, AVR, excitatriz, red de compensación, etc), y la dinámica de cada una de estas unidades funcionales se reduce a lo más esencial de su función dentro de la mecánica del sistema de excitación. Estos modelos, por tanto, no suelen cubrir detalladamente características de la física particular de los equipos

Fig. 1.5: Sistema de escitación tipo ST (Kundur, 1994)



con que se encuentran implementadas estas unidades funcionales. Los AVR y los transductores, por ejemplo, se suelen modelar simplemente como sistemas de primer orden con una ganancia y retardo dinámico total equivalentes. Si hay instalado algún controlador adicional digital, como por ejemplo un PID, pues se adiciona un bloque integrador, uno derivador, y uno proporcional. En los sistemas con excitatriz rotativa (AC y DC), esta se suele modelar como un integrador (o un sistema de primer orden) con una realimentación no lineal para modelar los efectos de saturación. Los componentes físicos que tienen como propósito la reducción de ganancia transitoria para mejorar la estabilidad, se suelen modelar como redes de compensación en paralelo con una ganancia y un retardo dinámico, o como redes de compensación serie con dos constantes de tiempo. También en estos modelos se suelen añadir bloques de saturación con límites constantes, o dependientes de alguna variable (como por ejemplo el voltaje terminal), para representar los rangos de trabajo de componentes electrónicos.

Estas prácticas de modelado de sistemas de excitación se han condensado en el estándar IEEE 421.5 [1], donde se encuentran modelos aplicables a la mayoría de sistemas de excitación actualmente disponibles en el mercado. Como todos los estándares del IEEE, el IEEE 421.5 es producto de un proceso de construcción de consenso, administrado por el IEEE, al que se ha invitado a una gran cantidad de organizaciones, entidades y personas que por diversas razones están interesadas en el tema, tales como académicos, fabricantes, operadores del sistema de potencia, entre otros. Por tal razón, estos modelos gozan de gran aceptación, son ampliamente implementados por la industria, e incluso muchos programas de análisis de sistemas de potencia los incluyen dentro de sus librerías. La gran mayoría de los artículos en la literatura internacional que abordan el tema de la identificación de sistemas de excitación, suelen probar sus planteamientos en alguno de los modelos incluidos en este estándar, y cuando no, utilizan de todas maneras modelos de la misma naturaleza. En algunas publicaciones como [2], los autores incluso recomiendan que cuando un sistema particular no se pueda representar con alguno de estos modelos, se debería de todas maneras considerar una aproximación que logre ajustar alguno de estos modelos al sistema particular en cuestión. También, en [3], que propone unas pautas generales acerca de la identificación de sistemas aplicada a los sistemas de excitación, se menciona el uso de estos modelos como una de las características típicas que debería tener la identificación de sistemas de excitación en general.

Los modelos del estándar IEEE 421.5 son flexibles, lo que quiere decir que se pueden adaptar con facilidad a los diferentes esquemas encontrados en la práctica. Son también modelos aplicables tanto para análisis de pequeña como de gran señal. En cuanto a su validez en términos cuantitativos, en el mismo estándar se señala que estos modelos tienen un ancho de banda de al menos $3Hz$ y sirven para desviaciones en la frecuencia de $\pm 5\,\%$ alrededor del valor nominal. Algunos autores, como en [2], incluso sugieren que la validez de estos modelos puede llegar hasta los $5Hz$, y consultas hechas en el desarrollo de este trabajo con miembros del grupo *GICI* de la Universidad del Valle nos hablan hasta de $6Hz$. Tienen también la ventaja de que la estructura que poseen está pensada para facilitar la obtención de sus parámetros mediante pruebas de campo [1]; esto último los hace entonces atractivos desde el punto de vista de la identificación.

Estos modelos, y los de naturaleza similar, son suficientes para estudios de estabilidad y para diseño y ajuste de controladores locales, tales como los PSS [4], y son en general los que se manejan. En algunas publicaciones como [5] se proponen modelos más detallados, pero el elevado orden de estos modelos puede hacer más complejo el diseño de controladores [6] y puede traer problemas numéricos en estudios de estabilidad ("stiffness") [1]. En investigaciones más especializadas, como por ejemplo estudios de resonancia subsincrócnica, que involucra frecuencias mucho más altas, se pueden requerir modelos más detallados de la máquina que constituye la excitatriz (tipos AC y DC), pero esto ya como parte de una investigación particular que tiene que desarrollar el ingeniero por su cuenta; normalmente no se dispone de modelos con tal grado de detalle.

La última actualización de este estándar es la del año 2005 (IEEE Std 421.5, 2005). No vale la pena hablar aquí de cada uno de los modelos allí incluidos, pues en el mismo estándar se encuentra una descripción breve pero suficientemente detallada de cada uno. No obstante, sí describiremos más adelante el modelo IEEE particular de aquel sistema de excitación real cuyos datos pudimos adquirir y que sirvió de base para el desarrollo de este trabajo.

1.5. Modelo del sistema de excitación utilizado en este trabajo

1.5.1. Origen de los datos

En un principio, lo ideal en este trabajo era poder contar con la mayor cantidad de datos posible de algún sistema de excitación real del sistema de potencia colombiano, tales como modelos, valores de parámetros, datos de pruebas, datos operativos, etc., y con base en ellos desarrollar una metodología para la identificación de dicho sistema. En este proceso de búsqueda de datos reales, en cierto momento se llegó a tener conocimiento, inicialmente, de un trabajo realizado en la Sede Medellín de la Universidad Nacional y, posteriormente, de uno hecho en la Universidad del Valle. En el trabajo realizado en la Sede Medellín [7] en el año 2005, se llevaba a cabo la identificación, entre otros, de un sistema ST1A simulado. Los parámetros utilizados para ese sistema simulado correspondían a los parámetros del modelo de un sistema de excitación real, instalado en una de las unidades de generación de la central hidroeléctrica de Salvajina, en el municipio de Suárez, departamento del Cauca. Este trabajo a su vez, se remonta, y obtiene los parámetros de simulación, de un trabajo realizado en 1999 en la Universidad del Valle [8]. En este caso la Empresa de Energía del Pacifico, EPSA, contrató a la Universidad del Valle para llevar a cabo la identificación de

los reguladores de velocidad y tensión en tres plantas, entre ellas Salvajina. Se vio en todo esto una buena oportunidad de obtener datos reales sin tener que acudir a otros medios más complicados, y por tanto se contactó a los autores en la Sede Medellín, así como en la fuente última, la Universidad del Valle, que era la que había desarrollado directamente los modelos en Salvajina. Finalmente, producto de estos contactos, se pudo obtener la estructura de modelo y los valores de parámetros del modelo del sistema de excitación de la Unidad 1 de Salvajina. Junto con ello se pudo obtener también el modelo y los valores de parámetros, en circuito abierto, para el generador sincrónico en que se encuentra instalado dicho sistema de excitación. Aunque hubiese sido mucho mejor, y a pesar de que se prestó toda la colaboración posible, desafortunadamente no se pudo disponer, además, de datos de pruebas ni datos operativos.

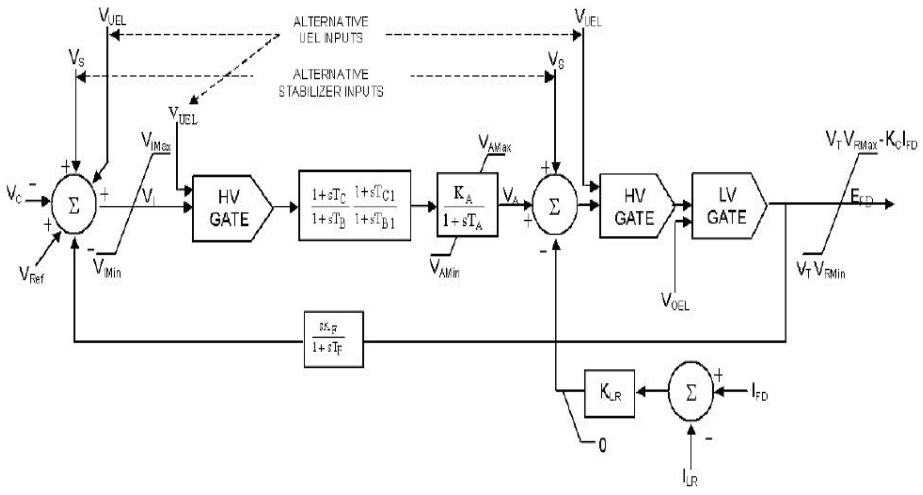
1.5.2. Descripción física del sistema

Los sistemas de excitación en Salvajina son del tipo autoexcitado directo [8]. La corriente de campo DC se obtiene de la salida de un puente rectificador trifásico controlado cuya entrada de voltaje AC proviene de las mismas terminales del generador a través de un transformador. Se trata, entonces, de un esquema muy similar al que se mostró en la Figura 1.5 para ejemplificar los sistemas de excitación tipo ST. Es, por tanto, un sistema de excitación completamente estático, sin partes rotativas, donde la excitatriz viene a ser el puente rectificador controlado, cuya acción rectificadora es regulada por el AVR mediante el ajuste del ángulo de disparo de los tiristores.

1.5.3. Descripción del modelo

Para este tipo de sistemas, el IEEE Std 421.5 propone utilizar el modelo ST1A. La versión completa de este modelo se presenta en la Figura 1.6.

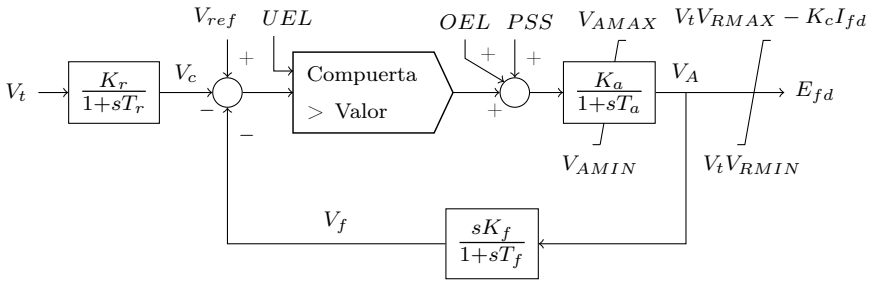
Fig. 1.6: Modelo ST1A (IEEE Std 421.5)



Como ya se había advertido, los modelos del IEEE son versátiles, y se pueden adaptar a las particularidades del sistema real. En la Figura 1.7, se muestra la

adaptación que se tiene en los modelos de los reguladores de tensión de Salvajina, y en lo que sigue lo explicaremos a la vez que lo comparamos con el de la Figura 1.6.

Fig. 1.7: Modelo de los sistemas de excitación para la central de Salvajina



En primer lugar, podemos señalar el bloque de más a la izquierda, determinado por la constante de tiempo T_r y la ganancia K_r. Este bloque representa esencialmente el filtrado asociado a la medición del voltaje terminal V_t. Aunque tal filtrado puede ser en realidad mucho más complejo, se reduce a este sistema de primer orden para propósitos de modelado.

En segundo lugar, podemos señalar el bloque asociado a la ganancia K_a y a la constante de tiempo T_a. Este bloque sintetiza a la vez la acción amplificadora del AVR y la excitatriz. El parámetro K_a agrupa la ganancia directa del conjunto AVR-excitatriz, y T_a representa el retardo dinámico equivalente de ese mismo conjunto.

Tenemos también en el modelo la dinámica de compensación (o estabilización del sistema de excitación) en el bloque con parámetros K_f y T_f. El modelo original ST1A de la Figura 1.6 permite implementar la compensación dinámica bien sea en la red directa, mediante la apropiada selección de las constantes T_b y T_c, o en la red de realimentación con K_f y T_f, dependiendo de cómo es la implementación en el modelo real. En la práctica, la compensación dinámica solo se encuentra en una de las dos formas. En el sistema en cuestión la implementación es en forma de realimentación, con lo que no es necesaria la compensación en la red directa, y T_b y T_c se hacen iguales a cero.

Se observan también las constantes T_{b1} y T_{c1} en la versión completa del modelo. Estas constantes permiten representar una eventual implementación de aumento de la ganancia transitoria. No se da esto en el caso de Salvajina.

Por otro lado está el limitador constante determinado por V_{AMAX} y V_{AMIN}, así como el limitador variable dado por $V_tV_{RMAX} - K_cI_{fd}$ y V_tV_{RMIN}. El limitador constante está asociado a saturaciones internas de componentes electrónicos, mientras que el limitador variable determina el rango de trabajo del puente rectificador controlado. En cuanto este último, como sabemos, su entrada AC proviene de las terminales mismas del generador, por lo que es lógico que el máximo voltaje que este puede rectificar este directamente relacionado con la magnitud del voltaje terminal V_t. El limitador dado por V_{IMin} y V_{IMax}, en el modelo de la Figura 1.6, por el contrario, no está modelado en nuestro caso particular. En muchos sistemas tipo ST1A este limitador no existe, y ese es el caso en Salvajina.

Otras diferencias entre el modelo de la Figura 1.6 y la adaptación de Sal-

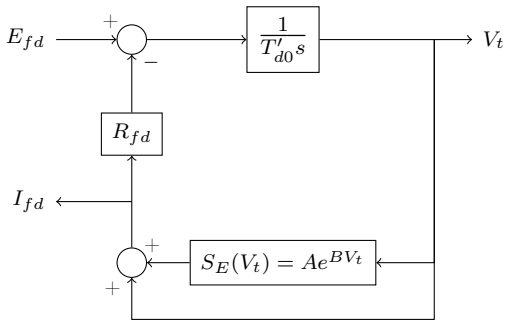
vajina en la Figura 1.7, son la manera como las señales auxiliares del PSS (V_s) y el OEL (V_{OEL}) entran al sistema. En la versión normal de la Figura 1.6, se da la opción de que V_s entre al sistema, bien sumada al error, o bien sumada después de la acción de amplificación, y V_{OEL} por medio de una compuerta de menor valor después de la amplificación. En nuestra versión particular, tanto V_s como V_{OEL} entran al sistema sumadas entre una compuerta de mayor valor, por la que entra V_{UEL}, y la entrada a la acción amplificadora. La manera en que V_{UEL} entra al sistema, en cambio, sí se encuentra contemplada en el modelo de la Figura 1.6.

Por último podemos indicar la ausencia, en nuestro caso particular, del limitador de sobrecorriente de campo. Este está asociado a la constante K_{LR} y el sumador que la alimenta. Está presente en algunos sistemas del tipo ST1A para proveer protección adicional al devanado de campo y a la misma excitatriz. En el caso particular de Salvajina, este limitador no existe.

1.5.4. Modelo del Generador

Como se mencionó en la sección 1.5.1, se lograron obtener el modelo y los valores de los parámetros que se usan en Salvajina para simular la dinámica del generador 1 trabajando en régimen de circuito abierto. En la Figura 1.8 se muestra este modelo [7, 8]. Este modelo está adecuado para ser usado con el modelo del sistema de excitación de la Figura 1.7. Entrega, aparte de V_t, que es la señal que cierra el lazo de control, I_{fd}, que es una señal necesaria para determinar el límite superior variable de la excitatriz. En cuanto a sus parámetros tenemos: T'_{d0}, la constante de tiempo transitoria del devanado de campo para circuito abierto; R_{fd}, la resistencia del devanado de campo; y las constantes A y B, que determinan la función no lineal de saturación S_E. Debido a que lo que se trata en este trabajo es la identificación de los parámetros del sistema de excitación y no de la máquina sincrónica, estos se asumirán conocidos en nuestros posteriores análisis. No obstante, como se advierte en [8], los valores que suministran los fabricantes para estos parámetros son siempre bastante confiables. En el Apéndice A, se encuentran consignados los valores que se tienen para estos parámetros en la central hidroeléctrica de Salvajina.

Fig. 1.8: Modelo del generador en vacío



1.5.5. Variables accesibles para medición en nuestro modelo

Teniendo en cuenta que lo que se quiere en este trabajo es desarrollar una metodología de identificación aplicable en la práctica, es necesario saber cuáles son las variables del modelo mencionado que en campo es posible utilizar para identificación. Consultando con los miembros de la Universidad del Valle que llevaron a cabo el modelamiento, entre otros, del sistema de excitación en Salvajina, se obtuvo esa información.

- En el caso del regulador, si este es digital, y hay acceso al programa, eventualmente se podrían sacar salidas análogas de variables tales como V_a (la salida del amplificador), y el error. No obstante, nos fue informado que en muchos casos no se dispone de software para esto.
- La tensión de campo E_{fd} es una señal muy ruidosa ,difícil de usar en identificación. Eventualmente se podrían usar la señal equivalente de ángulo de disparo de los tiristores.
- La señal de más fácil acceso es sin duda la tensión terminal, V_t. Esta, se puede disponer como señal de DC en reguladores analógicos electrónicos o electromecánicos. La instrumentación moderna como el *Reivax AQX* permite desde las señales trifásicas obtener valores equivalentes "RMS" transitorios, así como las potencias.

1.6. Conclusiones

En este capítulo se han revisado los aspectos principales en relación a los sistemas de excitación: funcionalidad, configuración y funcionamiento, tipos. Se ha hablado acerca de los modelos con los que normalmente se trabaja para representar la dinámica de estos dispositivos. Se hizo la descripción física del sistema cuyo modelo hemos utilizado para el desarrollo de este trabajo. Igualmente se hizo una descripción muy detallada del modelo en cuestión, y se indicaron cuáles son las variables a las que eventualmente podría accederse con miras a desarrollar un proceso de identificación. En cuanto a esto último, se resaltó al voltaje terminal del generador Vt, como la variable de más fácil acceso.

2. IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS E IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS DE EXCITACIÓN

Explicados los aspectos mas relevantes en relación a los sistemas de excitación en el capítulo anterior, pasamos ahora a lo que tiene que ver con la teoría de Identificación de Sistemas, y su aplicación específica a los sietmas de exitación. Primero haremos una breve síntesis de la teoría de Identificación de Sistemas, y luego examinaremos con más detalle la utilización que ha tenido para la estimación de parámetros de los modelos de sistemas de excitación, mediante el resumen y análisis de la literatura encontrada respecto al tema.

2.1. Identificación de Sistemas

La identificación de sistemas se refiere a todas las técnicas y métodos diseñados para construir modelos matemáticos de un sistema dinámico a partir de mediciones. Se podría oponer esto a la derivación clásica de modelos matemáticos a partir del uso de las leyes de la física (conocido como "enfoque de caja blanca"). En este último caso, lo que se hace es tomar el sistema, remitirse a las leyes básicas de la física que gobiernan su comportamiento (leyes de Newton, leyes de Maxwell, leyes de Kirchoff, etc.), analizar, y a partir de esto, extraer el modelo. Sin embargo, en muchas ocasiones, el desarrollo de modelos de esta manera pude ser algo extremadamente complejo, o incluso imposible en un tiempo razonable en la práctica. Más aún, dependiendo de la aplicación, la derivación de un complejo modelo a partir de principios básicos puede no ser necesaria, y por tanto un desperdicio de tiempo y energía. Es entonces que surge la identificación de sistemas como una alternativa. En la identificación de sistemas, lo que hacemos es tomar mediciones del comportamiento dinámico del sistema en su entrada y su salida, y tratamos de encontrar una relación matemática que pueda describir satisfactoriamente la interacción entre estas dos. No es necesario conocer profundamente la mecánica del sistema, e incluso es posible llevar a cabo una identificación sin conocer absolutamente nada de lo que ocurre al interior del sistema. En cuanto a esto último, podemos señalar entonces dos tipos de identificación, dos enfoques:

Identificación de caja gris Aunque las peculiaridades de lo que ocurre al interior del sistema no son enteramente conocidas, se tiene alguna comprensión de su mecánica interna. Este conocimiento a priori del sistema determina lo que se conoce como la *estructura* del modelo. Así, en la identificación de caja gris, se tiene previamente una estructura del modelo, y lo desconocido vienen a ser los valores numéricos de los *parámetros* en esa estructura. La identificación se reduce entonces a tratar de hallar los valores más apropiados para esos parámetros en base a los datos medidos entrada-salida.

Identificación de caja negra No se tiene ningún conocimiento a priori del sistema. Lo único que importa es encontrar un "mapeo" desde las mediciones de la entrada hacia las de salida. También existe una estructura de modelo, pero esta no está predeterminada por la física del sistema, y de hecho el usuario puede probar con varias estructuras muy diferentes hasta que encuentre la que mejor se ajusta a sus propósitos. Para expresar la relación entra la entrada y la salida puede utilizarse prácticamente cualquier cosa: ecuaciones de diferencia, ecuaciones diferenciales, redes neuronales, lógica difusa, transformada wavelet, etc.

Muchas veces el ingeniero puede preferir el enfoque de caja gris ya que de todas maneras se conserva algo de comprensión física del proceso. No obstante, eso no descarta que en muchas aplicaciones el ingeniero desee explorar también el enfoque de caja negra.

2.1.1. Estructura y Parámetros del modelo

Vemos que de todas maneras en ambos enfoques hay un concepto importante que es necesario explicar: la *estructura* del modelo. La estructura del modelo es la "clase", la "forma general" del modelo, una serie de características que le dan una identidad genérica. Por ejemplo, si lo que estamos haciendo es un moldeamiento lineal con función de transferencia, la estructura del modelo viene dada por el número de polos y de ceros en esa función de transferencia, los órdenes del denominador y el numerador (eventualmente podría incluirse también lo que se conoce como un "retraso puro"). En este caso particular, lo que quedaría como desconocido, y lo que habría que hallar por medio de los métodos de identificación, serían los coeficientes de esa función de transferencia en el numerador y el denominador, los *parámetros* del modelo. Tenemos entonces ahí otro concepto importante; así como la *estructura* es lo que le da al modelo una identidad genérica, los *parámetros* son lo que le dan la identidad definitiva, son los valores numéricos que lo especifican por completo dentro de su "clase" (que es la estructura).

2.1.2. Métodos de identificación

Entre los primeros métodos de identificación que se utilizaron se encuentra el típico método de *análisis de frecuencia*, que consiste en inyectar al sistema señales sinusoidales de distinta frecuencia a la entrada y registrar la ganancia y el desfase a la salida para construir un diagrama de Bode. Se puede entonces tratar de encontrar una función racional que se ajuste al diagrama de Bode obtenido y así proponer unos valores de parámetros. Así mismo, tenemos también entre estos primeros métodos el *análisis transitorio*, que consiste en la extracción de parámetros a partir de la respuesta al escalón. Si la respuesta al escalón del sistema asemeja, por ejemplo, a la respuesta de un sistema de primer orden, existen fórmulas que determinan la ganancia y la constante de tiempo equivalentes. Estos primeros métodos, sin embargo, son esencialmente determinísticos ya que se confía en la precisión de las mediciones y prácticamente no tienen en cuenta el efecto del ruido más allá del hecho de eventualmente filtrar los datos registrados. Con posterioridad, se desarrollaron métodos con un enfoque más estocástico, y son estos los que actualmente tienen más aplicación en ingeniería. A continuación explicamos brevemente algunos de los más representativos.

2.1.2.1. Métodos de identificación no paramétricos

Aunque en general el proceso de identificación suele incluir la selección de una estructura para posteriormente estimar sus parámetros, no todos los métodos de identificación que existen se pueden caracterizar como métodos para estimar los parámetros de una estructura. Así, tenemos lo que se conoce como *métodos no paramétricos*, que al ser aplicados no entregan como resultado unos valores de parámetros (de ahí su nombre), sino curvas o funciones. Los métodos no paramétricos son más bien pocos, y en muchas ocasiones se usan solo como algo preliminar, como una guía para después aplicar un método paramétrico. No obstante, se pueden usar también por sí solos para modelar sistemas complejos, donde no es fácil encontrar una estructura que describa el proceso. Dentro estos métodos podemos señalar el *análisis de correlación* y el *análisis espectral*:

Análisis de correlación El análisis de correlación sirve para estimar la respuesta al impulso $h(t)$ (o la respuesta al escalón $s(t)$) para varios valores t del tiempo a partir de los datos de entrada-salida. Si la entrada usada tiene propiedades similares al ruido blanco, como por ejemplo una PRBS, se puede demostrar que si se correlaciona la respuesta del sistema a esa PRBS con una versión de la PRBS atrasada un tiempo τ, el resultado es una buena estimación de la respuesta al impulso en el tiempo τ.

Análisis espectral El análisis espectral es una especie de contraparte en el dominio de la frecuencia del análisis de correlación. Sirve para estimar la respuesta en frecuencia $H(j\omega)$ ($G(e^{(j\omega)})$ en discreto)para varios valores de la frecuencia ω a partir de datos entrada-salida. Se basa en la igualdad matemática que dice que la respuesta en frecuencia se puede obtener también como la razón entre la densidad espectral de potencia cruzada entre la entrada y la salida con la densidad espectral de potencia de la entrada:

$$G(e^{(j\omega)}) = \frac{\Phi_{yu}(\omega)}{\Phi_u(\omega)}$$

A partir de los datos de entrada-salida se puede utilizar la transformada rápida de Fourier (FFT) para estimar las densidades espectrales de potencia arriba mencionadas, y con la ecuación señalada estimar la respuesta en frecuencia para varios valores de ω.

2.1.2.2. Métodos de identificación paramétricos

Los métodos paramétricos tienen como objetivo el cálculo de parámetros para una estructura previamente escogida. Dejando de lado aplicaciones especiales, como en las que se usan redes neuronales, lógica difusa, transformada wavelet, etc., se pueden mencionar dos aproximaciones al problema de la identificación lineal muy importantes, la primera más clásica y la segunda más reciente: el *Método del Error de Predicción*, y los *Métodos de Subespacio*.

Método del Error de Predicción (PEM, Prediction Error Method) El método del error de predicción es un método general que agrupa varios métodos particulares conocidos, como son el ARX, ARMAX, BJ, OE, entre otros. Todos estos métodos no son más que casos particulares del PEM. A continuación lo

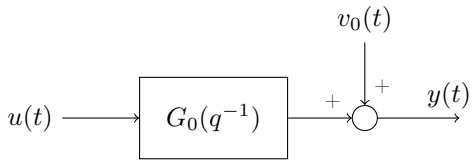
explicamos de una manera un poco más extensa que los demás, debido a que será el método que usaremos en nuestra metodología de identificación.

En primer lugar, se considera el sistema "real" con ruido (gráficamente en la Figura 2.1):

$$y(t) = G_0(q^{-1})u(t) + v_0(t) \tag{2.1}$$

Aquí $u(t)$ es la entrada, $y(t)$ es la salida medida, q^{-1} es el operador lineal de

Fig. 2.1: Sistema general con ruido



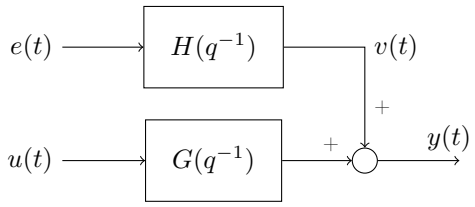
retardo, $G_0(q^{-1})$ es la función de transferencia real, la dinámica que deseamos identificar, y $v_0(t)$ es el ruido, la perturbación de salida, que absorbe en sí misma todas las posibles fuentes de error tales como errores de medición, errores de modelación etc.

En el PEM se propone la siguiente estructura general de modelo para el sistema con ruido(gráficamente en la Figura 2.2):

$$y(t) = G(q^{-1}, \theta)u(t) + H(q^{-1}, \theta)e(t) \tag{2.2}$$

En este caso, θ es el vector de parámetros desconocidos, $H(q^{-1}, \theta)$ es alguna

Fig. 2.2: Estructura general modelo con ruido



función de transferencia, un filtro de dimensión finita que modela el ruido; $e(t)$ es ruido blanco, es decir, una secuencia aleatoria de muy baja autocorrelación, con espectro de potencia casi plano y un ancho de banda muy grande. La media de $e(t)$ se supone igual a cero. El método PEM entonces nos dice que, a la larga, todas las perturbaciones $v(t)$ no son más que ruido blanco filtrado.

Luego, suponemos que a partir de 2.2 se puede construir un predictor lineal de la siguiente forma:

$$\hat{y}(t, \theta) = L_1(q^{-1}, \theta)y(t) + L_2(q^{-1}, \theta)u(t) \tag{2.3}$$

Donde $\hat{y}(t, \theta)$ es una estimación para $y(t)$ calculada con valores pasados medidos de la salida y valores pasados de la entrada , y con el vector de parámetros θ.

$L_1(q^{-1},\theta)$ y $L_2(q^{-1},\theta)$ son los filtros predictores, o las ecuaciones derivadas a partir de 2.2 con las cuales se puede hacer la estimación mencionada.

Se define entonces el error de predicción para θ en el tiempo t como:

$$\epsilon(t,\theta) = y(t) - \hat{y}(t,\theta) \tag{2.4}$$

Si podemos calcular N errores de predicción, $\{\epsilon(t,\theta), t = 0, 1, ..., N-1\}$, se define entonces un criterio V_N que es función de esos N errores de predicción. El principio de estimación normalmente usado es seleccionar $\hat{\theta}$ tal que se minimice la varianza de los errores de predicción, en cuyo caso tenemos:

$$V_N(\theta) = \frac{1}{N}\sum_{t=0}^{N-1}\epsilon^2(t,\theta) \tag{2.5}$$

El PEM trata entonces de minimizar el criterio objetivo, función de los errores de predicción. Debido a que el criterio es en general una función complicada de los parámetros del sistema, el problema tiene que ser resuelto normalmente mediante métodos numéricos iterativos.

Dependiendo de cómo seleccionemos G y H tendremos las distintas configuraciones ARX, ARMAX, BJ, OE, etc. Y dependiendo de la configuración, será el tipo de método de optimización utilizado para minimizar V_N. Así, por ejemplo, en el caso de una de las estructuras más simples, como la ARX solo es necesario para optimizar V_N el método simple de los mínimos cuadrados. En ese caso, el problema se reduce a la típica regresión lineal bajo las clásicas suposiciones de que los residuos (errores de ecuación u observación) tienen todos la misma varianza y no están correlacionados los unos con los otros, ni con la salida, y que se soluciona con una conocida fórmula matricial. Sin embargo, en la práctica, lo más seguro es que esto no sea exactamente así, y que los residuos no exhiban estas propiedades estadísticas tan convenientes. Para esos casos se podría decir que el PEM cobra su verdadero valor, con las estructuras más complejas ARMAX, BJ, y PEM (que es la más general de todas), donde se modela el ruido de una forma más sofisticada, admitiéndose que los residuos pueden estar correlacionados entre sí, con la salida, tener distintas varianzas, etc. En estos casos la optimización de V_N es más difícil y se recurre a métodos iterativos como el Gauss-Newton.

Métodos de Subespacio Los Métodos de Subespacio son métodos más recientes, que surgieron a principios de los 90's. Estos métodos trabajan en el espacio de estado, lo que significa que la estructura de modelo que se maneja es una descripción en variables de estado. Los parámetros a estimar son entonces las matrices de esa descripción. Se basan principalmente en el hecho de que los subespacios generados por las filas y columnas de ciertas matrices construidas con los datos de entrada-salida contienen información acerca del modelo subyacente. En particular (y es una de las características más importantes de estos métodos) a partir de esa información se puede estimar directamente, aparte de los parámetros, el orden mismo del sistema. Esto marca una gran diferencia con el PEM, en el cual el ingeniero debe, o bien escoger un orden basado en conocimiento a priori del sistema (en un enfoque de caja gris), o bien probar con varios órdenes diferentes hasta encontrar el apropiado (en un enfoque de caja negra). Adicionalmente, no requiere el uso de complicados algoritmos de

optimización no lineal, sino que se vale esencialmente de herramientas de algebra lineal avanzada, lo cual los hace muy estables numéricamente, y mucho más fáciles de implementar. No obstante, el PEM sigue siendo el método preponderante, y muchas veces los métodos de subespacio se utilizan para realizar unas excelentes primeras estimaciones que luego se refinan aplicando el PEM. Una de las principales referencias en cuanto a métodos de identificación de subespacio es la publicación por Van Overschee y De Moor [9].

2.2. Identificación de sistemas de excitación

2.2.1. Necesidad de la Identificación de Sistemas de Excitación

Aunque pueda parecer extraño a quien que se inicia en el tema, es una realidad de la práctica de la ingeniería eléctrica el hecho de que los fabricantes de sistemas de excitación casi nunca ofrecen modelos dinámicos confiables de los equipos que suministran. En algunas oportunidades, inclusive, ni siquiera facilitan uno; se limitan a entregar curvas características de los distintos componentes del equipo, planos de circuitos, reportes de pruebas y documentación general, información que en ocasiones llega incluso a tener inconsistencias [8]. Cuando suministran un modelo, este suele ser el resultado de pruebas de fábrica off-line sobre cada componente individual, resultados que son entonces combinados unos con otros para entregar un modelo integrado [4, 10, 11]. No suele haber, por tanto, información confiable por parte del fabricante sobre la dinámica del sistema integrado y operativo [6, 10]. Así mismo, a la hora de instalar la máquina en campo, se realizan casi siempre ajustes de último momento que modifican automáticamente la información que los mismos fabricantes han entregado [2, 12]. Esto pude resultar crítico teniendo en cuenta que de la exactitud de estos modelos dependen la precisión de los estudios de estabilidad, así como el adecuado diseño y ajuste de parámetros de controladores [4, 6].

Llevar a cabo una modelación detallada en enfoque de "caja blanca" requeriría del desmonte de gran parte del equipo, junto con una enorme cantidad de horas de ingeniería en análisis y pruebas [13], con la consecuencia de una prolongada indisponibilidad, no solo del sistema de excitación, sino muy seguramente también de la máquina. Aparte de eso, habrá componentes a los cuales es imposible acceder sin hacer desmontes muy delicados, con el riesgo de que al volver a armar, e iniciar, el sistema falle. La identificación de sistemas es entonces el método ideal, porque se pueden hacer experimentos donde los datos de entrada-salida que se tomen correspondan a señales fácilmente accesibles que no requieran ningún tipo de desmonte. Esto disminuye drásticamente la eventual indisponibilidad. Incluso se pueden hacer pruebas con el generador operando normalmente, o hasta utilizar datos operativos, con lo que la indisponibilidad se disminuye por completo. Los modelos así obtenidos serán modelos del sistema montado y operando. Además, si lo que se quieren son modelos simplificados para estudios de estabilidad, diseño y ajuste de controladores, la información que contienen mediciones de entrada-salida en algunos puntos es suficiente para construir modelos de esta naturaleza.

2.2.2. Revisión de la Literatura Internacional

La aparición del tema de identificación de sistemas de excitación en la literatura internacional puede hallarse hacia los años 70's [10]. Desde ese entonces hasta la actualidad, han sido más bien pocas las publicaciones que se especializan en esta materia. Algunas publicaciones que tienen como tema central la identificación de los parámetros de la máquina sincrónica, incluyen también, como algo adicional, la identificación del sistema de excitación [14, 15]. De todas maneras, la literatura disponible es suficiente para señalar una especie de desarrollo histórico que ha tenido esta aplicación particular a lo largo de los años. En general, se puede decir que al comienzo se utiliza el método sencillo del análisis de frecuencia, y no se tienen en cuenta los efectos del ruido en la estimación [10]. Posteriormente, no se registra prácticamente ninguna publicación sino hasta finales de los 80's y principios de los 90's. En ese periodo, la identificación se traslada casi por completo al dominio del tiempo. Muchos autores [2, 11, 15, 16] trabajan con lo que podría llamarse el "error de simulación", lo que significa que proponen un modelo, le introducen la entrada medida en el experimento, y lo simulan (o resuelven sus ecuaciones, que es lo mismo) sucesivamente con nuevos valores de parámetros hasta que logran minimizar el error cuadrático medio entre la salida simulada y la salida medida. En esencia, aparte de las particularidades prácticas de cada caso, lo único que cambia en estas publicaciones es el algoritmo de optimización con el cual se busca un nuevo valor de parámetros. No obstante, en ese mismo periodo, unos pocos autores empiezan a explorar técnicas propias del "error de predicción" (PEM) [6, 12]. Un solo autor explora el análisis espectral como alternativa [14]. Más adelante, hacia finales de los 90's, comienzos y mediados del 2000, prácticamente todos los autores trabajan con técnicas del PEM, y solo uno [17] vuelve a trabajar con "error de simulación".

En cuanto a aspectos diferentes a los mencionados, tales como tipo de perturbaciones, condiciones del experimento, etc., no hay una tendencia clara en el tiempo. En la Tabla 2.1 tenemos una síntesis, en orden cronológico, de las particularidades de los artículos examinados. A continuación hacemos algunos comentarios aclaratorios, y sobre aspectos interesantes, de lo consignado en la Tabla 2.1.

2.2.2.1. Comentarios Tabla 2.1

Vemos que los distintos autores extraen los datos para la identificación tanto de pruebas o eventos en sistemas reales como en sistemas simulados. Por otro lado, para modelar el sistema, la mayoría de autores acuden a las representaciones IEEE. Solo 4 autores trabajan con representaciones particulares. No obstante, estos modelos son de la misma naturaleza del IEEE (bloques funcionales de orden reducido), y de hecho son más simples, ya que con la excepción de algunos limitadores constantes, no modelan ninguna no-linealidad.

En cuanto a condiciones para la identificación, se puede decir que existen dos dominantes: el sistema de excitación operando con generador en régimen de carga, o, el sistema de excitación operando con generador en régimen de vacío. Algunos autores utilizan diferentes condiciones para identificar distintos parámetros: Gibbard (1975), identifica unos pocos parámetros con el sistema de excitación desconectado (generador en control manual), y el resto en línea. Shande (1991) identifica dos parámetros con el generador completamente parado

Tab. 2.1: Tabla Artículos Identificación

Artículo	**Sistema**	**Modelo**	**Condición de Identificación**	**Perturbación**	**Manera de Identificar**	**Método/Algoritmo Optimización**	**Tratamiento continuo-discreto**	**Parámetros identificados**
Gibbard, 1975	DC real	Particular	Varias	Sinusoidal de frecuencia variable	Por bloques	Respuesta en frecuencia/No especificado	No es necesario (directo)	lineales
Sánchez, 1988	ST simulado	IEEE-ST1A	Generador en línea	Simulación de un recierre	Por bloques	Error de Simulación/Sensibilidad de la respuesta	No especifica	lineales
Shande, 1991	AC real	Particular	Varias	PRBS en la referencia	Por bloques	Análisis espectral/Desarrolla sistema lineal de ecuaciones	Sin transformación	lineales
Liaw, 1992	ST real	Particular	Generador en línea	Ruido blanco en la referencia	Por bloques	ARMA/Probabilidad máxima (Maximum Likelihood)	Sin transformación	lineales
Guo, 1993	ST real	IEEE-ST1A	Pruebas finales de instalación	Escalón en la referencia	Por bloques	GLS: Mínimos Cuadrados Generalizados (PEM)	Aproximación bilinear	lineales
Zazo, 1994	DC real	IEEE-DC1A	Generador en línea	Rechazo de carga reactiva	Combinada	Error de Simulación/Gauss-Newton	No especifica	lineales
Cheng, 1995	Real, pero no especifica que tipo	IEEE-DC1A e IEEE-AC1A (para el mismo sistema)	Generador en línea	Registro de una falla monofásica	Combinada	Error de Simulación/Versión estocástica del gradiente conjugado	Aproximación bilinear	lineales y no-lineales
Hsu, 1996	AC real	IEEE-AC1A	Generador en vacío	Escalón en la referencia	Entrada-salida totales	Error de Simulación/Sensibilidad de la respuesta	No especifica	lineales
Ludwig, 1998	AC simulado	IEEE-AC1A	Generador en vacío	PRBS en la referencia	Por bloques	ARX, ARMAX, PEM	Ajuste de polos y ceros	lineales
Bashkar, 2000	AC simulado	IEEE-AC1A	Generador en vacío	PRBS en la referencia	Por bloques	Regresión de cuarto orden	No aplica	Solo no-lineales
Xiaoyin, 2001	DC real	IEEE-DC1A	Generador en vacío	Escalón en la referencia	Entrada-salida totales	Error de Simulación/Búsqueda Tabú	No especifica	lineales
Rasouli, 2004	AC real	Particular	Generador en línea	Ondas cuadradas y triangulares en la referencia	Por bloques	ARX, ARMAX, PEM	No especifica	lineales
Botero, 2005	ST simulado, ST real	IEEE ST1A e IEEE ST4B respectivamente	Generador en vacío	PRBS en la referencia	Entrada-salida totales	PEM (no especifica estructura particular)	Retenedor de orden cero (zoh)	lineales

y el resto en línea.

Vemos también que hay tres "maneras de identificar". Una es "por bloques", lo que significa que, producida la perturbación, se mide la entrada y salida de cada bloque del modelo, datos con los cuales se identifica la función de transferencia de cada uno de esos bloques individualmente. La contraparte sería "entrada-salida total", lo que significa que solo se mide la entrada y la salida del modelo completo, y a partir de ese único set entrada-salida se intentan derivar las funciones de transferencia de todos los bloques que componen el modelo completo. Algunos autores hacen algo que podríamos llamar "combinación" de las dos técnicas, para combatir diversos problemas. Zazo (1994), trata de identificar todo lo que puede por bloques; sin embargo, como no todas las entradas y salidas son accesibles, identifica lo que le falta con la entrada-salida totales, asumiendo como conocidos los parámetros que previamente identificó por bloques. Mientras tanto, Cheng (1995) trata de identificar todo con la entrada-salida totales; sin embargo, como no todos los parámetros son observables desde la salida total, combate este problema de "identificabilidad" minimizando un error cuadrático ponderado, que incluye la diferencia entre la salida total medida y la salida total simulada, así como la diferencia entre una señal interna medida con la correspondiente simulada.

Por otro lado tenemos lo que tiene que ver con el tratamiento continuo-discreto. Muchos autores discretizan el modelo continuo con alguna de las conocidas transformaciones (retenedor de orden cero, regla trapezoidal, ajuste de polos y ceros, etc.); luego, el modelo discreto se identifica con el método seleccionado; y por último, se transforma de nuevo a continuo con la transformación inversa correspondiente. No obstante, dependiendo de la metodología, esto puede no ser necesario. En Gibbard (1975), Shande (1991) y Liaw (1992), la metodología que siguen hace que obtengan directamente estimaciones de la respuesta en frecuencia del sistema continuo para varias frecuencias. A partir de este resultado, buscan entonces un sistema continuo cuya respuesta en frecuencia se ajuste lo mejor posible, según algún criterio, a esas muestras estimadas.

Por último tenemos el tema de las no-linealidades. Son pocos los artículos que abordan este tema. Cheng (1995), que trabaja con error de simulación, y por lo tanto simula sucesivamente con nuevos parámetros hasta ajustar la salida simulada con la medida, incluye entre los parámetros que varía los parámetros no lineales. Bashkar (2000), concentra su trabajo en identificar la función de saturación S_E de un sistema AC simulado al que se le introduce una PRBS en la referencia, haciendo que todas las variables del sistema oscilen alrededor de un punto de equilibrio. Toma entonces la expresión teórica de S_E y la expande en una serie de Taylor de cuatro términos alrededor del punto de equilibrio. Con los datos registrados, hace entonces una regresión lineal de orden 4, y a partir de los coeficientes obtenidos despeja los parámetros que definen S_E. Por otro lado, Rasouli (2004), propone un modelo completamente lineal; sin embargo, para tener en cuenta las no linealidades, lo que hace es identificar los parámetros lineales de su modelo para diferentes puntos de operación, de tal manera que los resultados le varían en gran parte debido a las no linealidades que su modelo no contempla. Toma entonces todas esas estimaciones lineales para diferentes puntos de operación y las condensa en lo que llama una "tabla de consulta".

2.2.3. Análisis de algunas desventajas observadas en las distintas metodologías

A nuestro juicio, podemos señalar las siguientes desventajas en las metodologías propuestas hasta la fecha en la literatura internacional:

- En varias metodologías no todos los parámetros son determinados como parte del procedimiento central. Algunos deben ser determinados en pruebas extra sobre un solo elemento aislado, con el sistema de excitación desacoplado del generador, mientras este está bajo control manual o incluso apagado. También hay casos de parámetros que se asumen conocidos, tomando los inciertos valores del fabricante. En el caso particular de Botero (2005), que trabaja exactamente con el mismo sistema de excitación con que el que se trabaja aquí, solo cuatro de los seis parámetros lineales del sistema de control de la excitación son determinados como parte del procedimiento central. La ganancia y la constante de tiempo del transductor son determinados en pruebas aisladas sobre este elemento.

- Algunos autores plantean el uso de eventos que podríamos llamar "endógenos" como fuentes de datos para la identificación, tales como registros de fallas, de recierres, o de rechazos de carga reactiva. Esto parece ventajoso en el sentido que se están utilizando para la identificación datos operativos, perturbaciones propias del sistema, sin necesidad de inyectar señales exógenas. Sin embargo, en estos casos, la excitabilidad de las distintas dinámicas del sistema no está bajo control, como sí lo estaría si diseñamos e inyectamos deliberadamente una señal ajustada a nuestros propósitos. Además, una perturbación que puede resultar grande, como una falla, puede alcanzar a excitar temporalmente algunos límites, los cuales se superponen a las dinámicas lineales llegando a anularlas durante algunos intervalos de tiempo, dificultando su identificación.

- Vemos que la gran mayoría de los autores prefiere la identificación por bloques. Si las señales necesarias son apropiadamente registradas, esto facilita muchísimo la identificación en cualquier condición (en línea, en vacío, etc.) debido a la drástica disminución de la complejidad matemática (y puede ser esta la razón principal por la que la mayoría de los autores prefiere hacerlo así). Sin embargo, la identificación por bloques puede requerir el acceso a varias señales internas que no son normalmente accesibles, o normalmente monitoreadas. Esto puede hacer más compleja su implementación. Y una implementación más compleja le resta a la metodología capacidad de poder ser repetida (y en general, aplicada) independientemente por los operarios en cualquier momento. Y lo anterior sin mencionar que, en la identificación por bloques, la entrada y salida de cada bloque pueden tener un alto componente de correlación y autocorrelación debido a la realimentación, circunstancia que eventualmente puede causar problemas en los algoritmos de identificación [7].

- Por último, en ninguno de los artículos publicados hasta el momento (por lo menos en nuestro conocimiento) se han abordado seriamente las cuestiones de identificabilidad. Solamente en Cheng (1995) y Ludwig (1998) se hacen unas muy breves menciones al concepto. Esto hace que en la identificación de sistemas de excitación no tengamos un conocimiento previo

de cuáles parámetros son identificables y cuáles no, o de cuáles son las condiciones que se deben cumplir para que un parámetro sea identificable. Tampoco podemos decidir, entre los parámetros identificables, cuáles lo son más, de tal manera que tras realizar la identificación no tenemos una referencia para decidir a cuáles valores creerles más y a cuáles menos.

2.3. Conclusiones

Se ha revisado la teoría de Identificación de sistemas y su aplicación específica a los sistemas de excitación. En cuanto a Identificación de Sistemas en general, se señalo en qué consiste, y se investigaron los distintos métodos de identificación actualmente disponibles. Aunque recientemente se han desarrollado métodos nuevos como los Métodos de Subespacio, estos aún se encuentran en etapa de desarrollo, y el método PEM sigue siendo el método preponderante.

Ya en lo que tiene que ver con la identificación de sistemas de excitación, se hizo un cuadro detallado de las características que ha tenido a lo largo del tiempo. Así mismo, se pudieron señalar algunas desventajas en las metodologías propuestas hasta la fecha. Se señaló que es preferible trabajar con señales de perturbación cuya excitabilidad esté bajo control. Se mencionó también que, aunque es matemáticamente más fácil trabajar identificando bloque por bloque, desde el punto de vista de la fácil implementación en la práctica, es deseable una metodología que pueda trabajar solo con la entrada-salida totales. También se señaló como, en muchas ocasiones, no todos los parámetros son estimados como parte de la metodología propuesta, sino que algunos de ellos se estiman mediante pruebas aparte sobre elementos específicos. Igualmente se indicó la ausencia, en lo publicado hasta la actualidad, del tratamiento de la identificabilidad, que serviría para saber con anticipación qué parámetros son identificables y bajo qué condiciones, así como, entre los parámetros identificables, cuáles lo son más, de tal manera que podamos saber a cuáles parámetros podemos creerles más y a cuáles menos tras una estimación de sus valores.

3. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE LA RESPUESTA DEL SISTEMA A LOS PARÁMETROS

Empezaremos el análisis de nuestro problema particular con un análisis de la sensibilidad de la respuesta del sistema a los distintos parámetros. Como se mencionó en la sección 1.5.3, los parámetros del sistema de excitación en Salvajina son 11: K_a, T_a, K_f, T_f, K_r, T_r, V_{AMAX}, V_{AMIN}, V_{RMAX}, V_{RMIN}, y K_c. De esos, los 6 primeros corresponden a las dinámicas lineales, y el resto a dinámicas no lineales. Con este análisis de sensibilidad queremos explorar la observabilidad (y por ende la identificabilidad) de los distintos parámetros en distintos puntos del sistema. Igualmente queremos examinar si esa observabilidad e identificabilidad son tal que es posible la identificación bajo condiciones normales de operación.

3.1. Implementación del análisis de sensibilidad

En nuestro análisis de sensibilidad lo que haremos será modificar los valores de los distintos parámetros del modelo y ver cómo cambia la respuesta (la dinámica) del sistema ante una misma entrada, o una misma perturbación. Para ver cómo cambia la respuesta del sistema podríamos simplemente simularla y observar cómo cambia su aspecto; sin embargo, esto sería muy subjetivo. Para poder tener un criterio más objetivo, sería mejor hacer mediciones concretas sobre la respuesta, obtener cantidades que podamos registrar y que queden como referencias cuantitativas que podamos comparar con las de otras respuestas para otros valores de los parámetros.

3.1.1. Señal de entrada y mediciones

Una de las primeras cuestiones es entonces cuáles van a ser esas características que describirían la respuesta del sistema. Pero eso pasa necesariamente por decidir qué tipo de entrada le aplicaremos al sistema ya que, por ejemplo, una respuesta a una entrada sinusoidal no se caracteriza de la misma manera que la respuesta a una entrada tipo impulso. Para esta etapa inicial de análisis de sensibilidad escogeremos como entrada la clásica señal de escalón, y la respuesta la caracterizaremos como se suele caracterizar una respuesta al escalón, esto es, con su tiempo de subida, su tiempo de asentamiento y su sobrepico.

3.1.2. Separación entre Parámetros lineales y no lineales

Con el tipo de sistema de excitación sobre el que trabajaremos, tenemos a nuestra disposición 11 parámetros. De esos 11 parámetros 6 corresponden a dinámicas lineales y los otros 5 corresponden a dinámicas no lineales. Los 6 parámetros correspondientes a las dinámicas lineales son las ganancias y las

constantes de tiempo de los tres bloques de primer orden que se observan en la Figura 1.7: el del transductor, el del amplificador y el del lazo de estabilización. Los 5 parámetros no lineales del sistema de excitación corresponden a aquellos asociados a los límites de los dos bloques de saturación: V_{AMAX} y V_{AMIN} para el limitador de límites fijos de la salida del amplificador; y V_{RMAX}, V_{RMIN}, y K_c para los límites variables de la salida de la excitatriz. En este trabajo se decidió realizar por aparte el análisis de sensibilidad de los parámetros de las dinámicas lineales del de los parámetros de las dinámicas no lineales.

Esto lo hacemos así en correspondencia con el hecho de que, a la hora de identificar los parámetros, lo más razonable es también hacer esa separación. Y esto a su vez es así porque, como podemos observar, las dinámicas no-lineales en el sistema de excitación corresponden a dinámicas limitadoras, de tal manera que, si tratamos de identificar todas las dinámicas a la vez, los límites mencionados se superpondrán a las dinámicas lineales, ocultándolas y haciendo mucho más difícil su identificación. Por ejemplo, cuando la excitatriz se satura, y los límites dados en la Figura 1.7 por $V_t V_{RMAX} - K_c I_{fd}$ y $V_t V_{RMIN}$, actúan, el sistema de control queda en lazo abierto, porque la señal de control V_A ya no se aplica sobre la planta (el generador). De ese modo el voltaje terminal V_t ya no es influenciado por el sistema de excitación como tal; o lo que es lo mismo, las dinámicas del AVR, el lazo de estabilización y el transductor ya no son observables desde el voltaje terminal V_t. El mismo razonamiento aplica para E_{fd} cuando los limitadores V_{AMAX} y V_{AMIN} actúan.

Como se verá más adelante, en este trabajo finalmente no se abordará la identificación de los parámetros no lineales; solo se hará su análisis de sensibilidad. Los resultados de este, dejarán ver cómo tendríamos que irnos muy por fuera de los rangos normales de operación para obtener señales que nos brinden información medianamente útil como para pensar en utilizarla en un proceso de identificación.

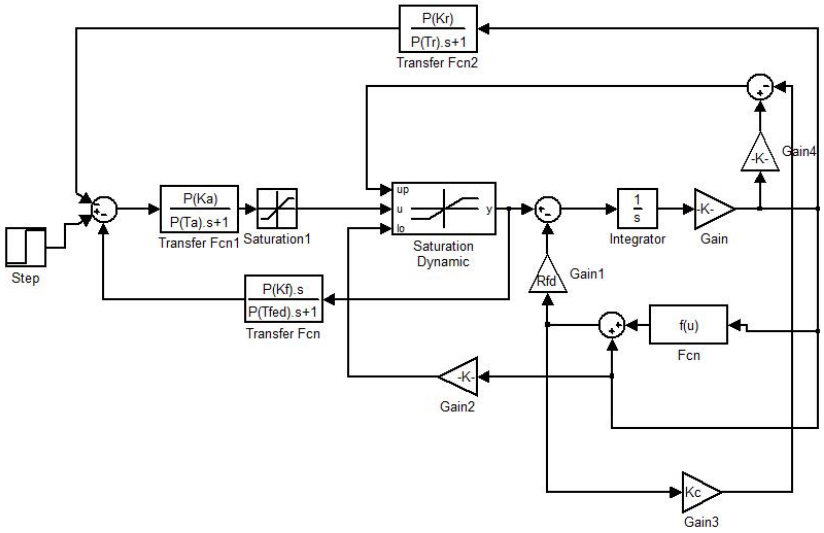
3.1.3. Implementación en software

Como se ha reiterado en varias oportunidades, en esta tesis se trabajará con una simulación del sistema de excitación que se tiene en la Unidad 1 de la Central Hidroeléctrica de Salvajina. Para hacer las simulaciones, se implementó en Matlab-Simulink el modelo del sistema de excitación con el generador operando en régimen de circuito abierto, modelos que fueron explicados en la sección 1.5. En la Figura 3.1 tenemos una implementación de ese modelo.

A la hora de implementar este sistema, es necesario tener cuidado con el "solver" a utilizar, debido a la presencia de cierto grado de "stiffness" numérica, ya que la constante del tiempo del transductor suele ser mucho más pequeña que la del generador. Aunque en este caso, la "stiffness" no es demasiado crítica, para evitar cualquier inconveniente o malinterpretación posterior, se recomienda el uso de un solver tipo "stiff", de los varios que ofrece Simulink; en este caso particular, se utilizó el solver "Rosembrock".

Adicionalmente, y a pesar de que en la Figura 3.1 la implementación aparece hecha con funciones de transferencia, se recomienda hacerla con bloques de variables de estado. De esta manera, no es necesario esperar a que el sistema arranque y se estabilice en algún punto de operación, sino que se le pueden introducir directamente la serie de condiciones iniciales correspondientes al punto de operación inicial sobre el que se quiera trabajar. La Figura 3.1 solo es ilustra-

Fig. 3.1: Sistema simulado excitación-generador en Matlab-Simulink



tiva, y está para poder apreciar bien cada uno de los componentes del sistema de excitación. La implementación real para llevar a cabo el análisis de sensibilidad, se hizo con bloques de variable de estado, en lugar de los bloques de función de transferencia que se aprecian en la Figura 3.1.

3.2. Análisis de sensibilidad de los parámetros lineales

3.2.1. Descripción

Describimos ahora cómo se realizó el análisis de sensibilidad para los parámetros lineales.

La idea general es variar el valor de cada uno de los parámetros en pasos pequeños, dentro de cierto rango total de variación, y dejando los demás parámetros constantes. Se le medirá entonces la respuesta al sistema, en varios puntos, a una entrada tipo escalón, para cada valor que tome el parámetro en este proceso de variación. Como ya lo habíamos dejado ver antes, con medir la respuesta realmente nos referimos a medir esos atributos cuantitativos que hemos escogido para caracterizarla: el tiempo de subida, el tiempo de asentamiento y el sobrepico.

En cada simulación que hacemos del modelo con el propósito de medir las características de la respuesta del sistema para cada valor que toma el parámetro variado, partimos de un valor de estado estable, un punto de operación, el cual corresponde a un valor en la referencia de 1 en p.u. En cierto instante incrementamos instantáneamente el valor de la referencia en 1 %, es decir, a 1.01 p.u., produciendo en la entrada la perturbación tipo escalón que deseamos. El rango total de variación sobre el cual vamos a mover el valor del parámetro debe ser tal que con la perturbación de 1 % no se alcancen a excitar en ningún momento las dinámicas no lineales, dadas en este tipo de sistema por la activación de los límites constantes a la salida del amplificador y por los límites variables

en el voltaje de campo; esto para cumplir con el propósito de hacer el análisis de sensibilidad de los parámetros lineales aparte del de los parámetros no lineales.

Se descubrió a partir de simulaciones que si disminuíamos el valor del parámetro K_r (dejando los demás constantes en el valor nominal)por debajo cierto valor crítico, el cual se encuentra un poco por debajo del 80 % del valor nominal, se empezaban a manifestar las dinámicas no lineales en la respuesta del sistema ante esa perturbación tipo escalón de 1 %; por otro lado, se encontró también que a cualquiera de los otros 5 parámetros podía disminuírsele su valor hasta el 80 % de su valor nominal, o podía aumentársele hasta el 120 % del mismo (dejando los demás constantes) sin que se manifestaran las dinámicas no lineales en la respuesta del sistema al escalón mencionado (de hecho el rango dentro del cual se pueden mover sin que suceda esto es mucho mayor). Este hecho, sumado a que lo más natural era que el rango total de variación de cada parámetro fuera proporcional a su valor, hizo que decidiéramos que el rango de variación de cada parámetro fuera de ± 20 % alrededor de su valor nominal. Ya con el rango de variación definido, se escogió que el parámetro variara en intervalos de 1/32 del rango de variación, lo cual daría con que el parámetro se estaría incrementando en 1.25 % de su valor nominal desde el 80 % hasta el 120 % del mismo. Así, obtendríamos 33 simulaciones por parámetro igualmente "espaciadas" desde el punto de la variación del parámetro, dentro de un rango de ± 20 % alrededor de su valor.

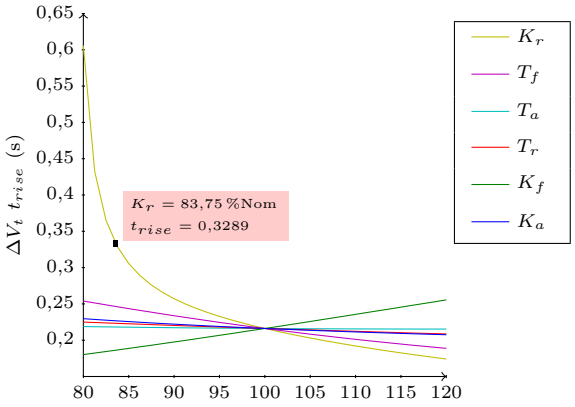
Para cada una de esas 33 simulaciones por parámetro, se decidió medir el tiempo de subida, el tiempo de asentamiento y el sobrepico de la respuesta en distintos puntos del sistema; estos puntos serían aquellas salidas que se consideraron como "disponibles" en la práctica: el voltaje terminal V_t, el voltaje de campo E_{fd}, y la salida del amplificador V_a; también se adicionó la corriente de campo I_{fd}. Sin embargo, como las dinámicas lineales no alcanzan a ser excitadas, el voltaje de campo y la salida del amplificador son el mismo, con lo que solo es necesario realizar las mediciones en 3 puntos (V_t,E_{fd} e I_{fd}, ó, V_t,V_a e I_{fd}). Los resultados se condensarían en gráficas del valor del parámetro en porcentaje, respecto al valor nominal, contra característica medida, por ejemplo: K_r vs sobrepico de la corriente de campo, o K_r vs tiempo de asentamiento del voltaje terminal. Estas gráficas decidimos llamarlas "curvas de sensibilidad".

3.2.2. Curvas de sensibilidad

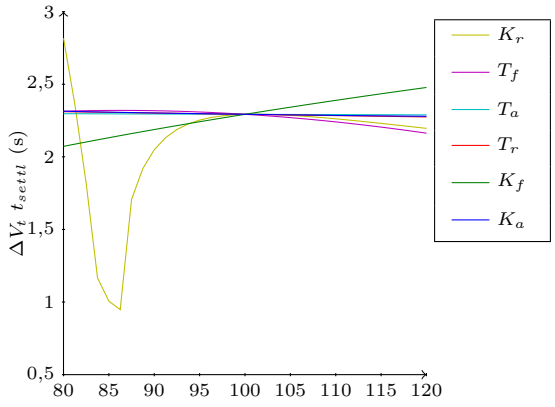
Presentamos ahora algunas de las curvas que se obtienen llevando a cabo el procedimiento anteriormente descrito. Los resultados mostraron que, para todos los puntos en donde se midió la respuesta del sistema (V_t, E_{fd}, e I_{fd}), el comportamiento era cualitativamente el mismo; las conclusiones y observaciones que se pueden sacar, en relación a la sensibilidad de los distintos parámetros, para las curvas correspondientes a las mediciones hechas en V_t, son esencialmente las mismas que las que se pueden sacar de las curvas correspondientes a las mediciones hechas en E_{fd} e I_{fd}. Por tal razón, y para agilizar la presentación, solo mostraremos las correspondientes a las mediciones hechas en V_t, ya que se pueden considerar representativas de todas las demás. Si se quieren observar el resto de las curvas, estas se encuentran en el Apéndice B. Los resultados para el voltaje terminal se encuentran en la Figura 3.2.

En una de las curvas correspondientes al tiempo de subida hemos marcado con una etiqueta un punto arbitrario, para explicar cómo debe interpretarse

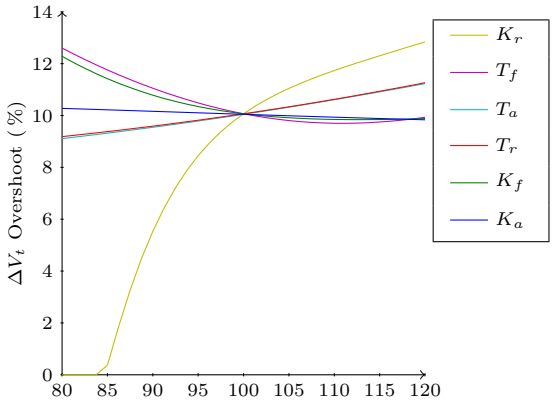
Fig. 3.2: Curvas de Sensibilidad para V_t



(a) Tiempo de subida



(b) Tiempo de asentamiento



(c) Sobrepico

cualquier punto en cualquier curva (aunque ya se explicó en la sección anterior en qué consistiría cada curva, lo hacemos solo para borrar cualquier duda que haya podido quedar). Ese punto, de coordenadas (83,75; 0,3289), hace referencia a que, cuando hacemos el valor de K_r un 83,75 % del nominal, y dejamos los demás constantes (en su valor nominal), al aplicar la perturbación de 1 % (con el sistema previamente en el punto de operación correspondiente a 1 p.u.), el tiempo de subida de la respuesta resultante es 0,3289 s. Cualquier otro punto, en cualquier otra curva, se interpreta de la misma manera. Los límites de variación son, como se mencionó, desde el 80 % hasta el 120 % del valor nominal.

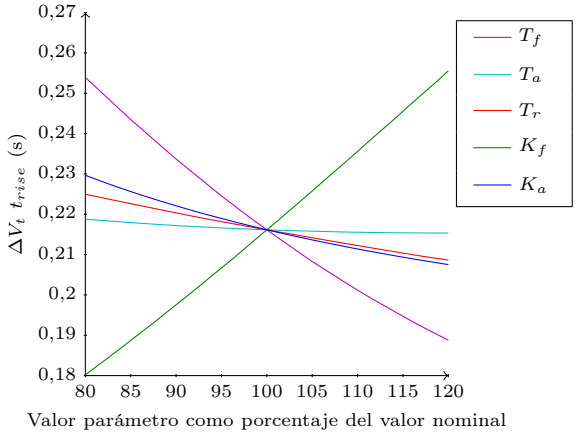
Ahora bien, ya analizando los resultados, lo primero que salta a la vista es que K_r, la ganancia del transductor, es de lejos el parámetro más sensible. Es más, la fuerte variación asociada a K_r en todos los aspectos de la respuesta no nos deja apreciar la variación que se da para los demás parámetros. Por esta razón hemos registrado en las Figuras 3.4(a), 3.4(b) y 3.4(c) lo mismo que se tiene para las Figuras 3.3(a), 3.3(b) y 3.3(c) pero omitiendo la curva correspondiente a K_r.

En esas nuevas Figuras, se puede notar un poco mejor la diferencia entre las sensibilidades de los parámetros restantes. Observándolas, vemos que, T_f y K_f son los dos parámetros que más fuerte variación presentan en los diferentes aspectos que describen a la respuesta del sistema. Esto nos lleva a concluir en seguida que, indiscutiblemente, T_f y K_f, los parámetros del lazo de estabilización, son los más sensibles después de K_r. Incluso su sensibilidad es hasta cierto punto comparable a la de K_r. Si volvemos a observar las Figuras 3.3(a), 3.3(b) y 3.3(c) vemos que la fuerte de la sensibilidad de K_r se da, especialmente, cuando su valor se disminuye por debajo del valor nominal; pero alternativamente, cuando K_r se aumenta por encima de este valor, su sensibilidad es similar a la de K_f y T_f.

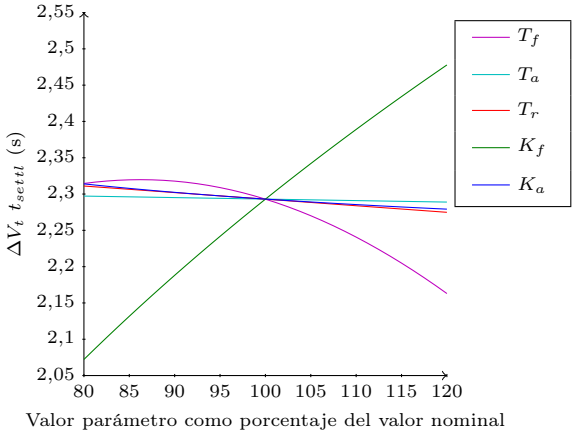
En cuanto a los parámetros que quedan, T_a, T_r y K_a, solo mencionaremos aquí que, las Figuras que resultan de omitir K_r, T_f y K_f, y dejar solo aquellos tres, no muestran un parámetro claramente más o ménos sensible; todos parecen tener una sensibilidad similar. Y no hay ninguna necesidad de mostraralas porque más adelante, cuando propongamos algunas cuantificaciones para lo observado estas curvas, esto último, y también todo lo anteriormente señalado, será todavía más claro.

Como último punto en esta sección, hacemos notar ese extraño cambio brusco que se observa en la curva de K_r en la Figura 3.3(a), y que sucede también para las curvas correspondientes en las mediciones hechas para E_{fd} e I_{fd} (ver Apéndice B). En los tres casos en que esto sucede, las curvas corresponden a tiempos de asentamiento cuando se varía K_r. Es difícil concebir un cambio tan brusco en la tendencia cuando las curvas se construyeron variando el valor del parámetro en pasos tan pequeños. Sin embargo, este comportamiento no es el producto de ningún error, es algo real, y se trata de una discontinuidad. La explicación detallada de lo que allí sucede se encuentra en el apéndice C. Sin embargo, podemos adelantar brevemente aquí que esto está asociado al hecho de que, como el tiempo de asentamiento es el momento en el cual la respuesta empieza a estar dentro de ± 2 % del valor de estado estable, ese instante puede darse, o bien cuando la respuesta es un 102 % del valor nominal, o bien cuando es un 98 %, y si para un valor del parámetro variado ese instante se da una manera, y al siguiente de la otra, eso determina una discontinuidad cuando eventualmente se construya una gráfica de tiempo de asentamiento.

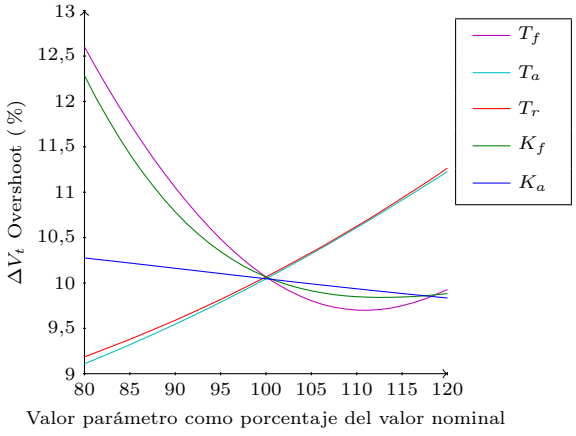
Fig. 3.3: Curvas de Sensibilidad para V_t sin K_r



(a) Tiempo de subida



(b) Tiempo de asentamiento



(c) Sobrepico

3.2.3. Gráficas en el dominio del tiempo

Como complemento a las curvas de sensibilidad, presentamos en la Figura 3.4 algunas gráficas, algunas simulaciones que muestran, en el dominio del tiempo, aquello que se deduce de la observación de las curvas anteriores. Esas gráficas son parte de las simulaciones detrás de la construcción de las curvas de sensibilidad. Muestran la respuesta del sistema en su voltaje terminal ante la perturbación tipo escalón de 1 % para nueve de los 33 valores que toma cada parámetro en el proceso de construcción de las curvas de sensibilidad. Esos nueve valores están igualmente espaciados dentro del rango de variación del análisis de sensibilidad de ± 20 % alrededor del valor nominal.

Estas gráficas reafirman los resultados contenidos en las curvas de sensibilidad, nos permiten "ver" lo que pasa. Es clara, de nuevo, la gran sensibilidad del parámetro K_r en comparación con todos los demás. También es claro que K_f y T_f se pueden considerar como que están en una "segunda categoría" en cuanto a sensibilidad. Y vemos también claramente la poca sensibilidad de los parámetros K_a, T_a y T_r en comparación con los anteriores. Es interesante señalar cómo, mientras los dos parámetros del lazo de estabilización son a la vez bastante sensibles y los dos parámetros del bloque de amplificación son a la vez poco sensibles, para el caso del transductor uno de ellos es el más sensible de todos y el otro uno de los menos sensibles.

Estas gráficas en complemento con las curvas de sensibilidad van ayudándonos en el propósito de este análisis de sensibilidad, en ir dándonos una idea más clara acerca de la sensibilidad y la identificabilidad de los distintos parámetros. Terminaremos de abordar este análisis de sensibilidad de los parámetros lineales calculando algunas cuantificaciones que traten de traducir numéricamente lo observado en las curvas de sensibilidad.

3.2.4. Algunas cuantificaciones de la sensibilidad

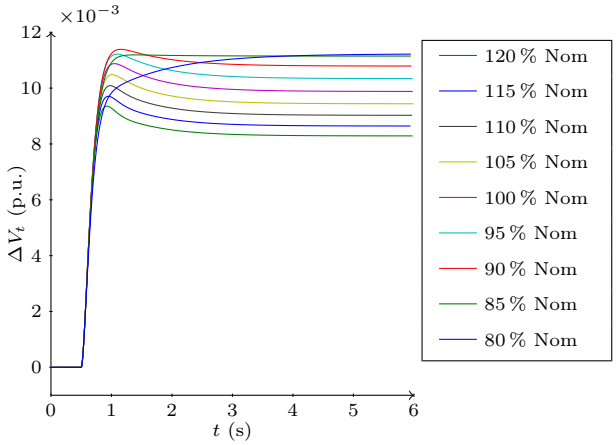
Finalizamos esta etapa del análisis de sensibilidad de los parámetros lineales construyendo algunas medidas cuantitativas a partir de los datos de las curvas de sensibilidad. La idea es corroborar y complementar, de una manera más objetiva que la simple inspección visual de curvas y gráficas, lo que hemos venido observando.

3.2.4.1. Derivada promedio

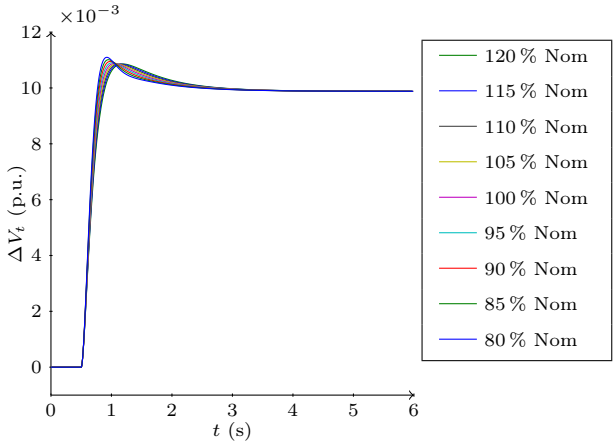
Tras haber obtenido las curvas de sensibilidad nos preguntamos por una manera de medir la sensibilidad con base en ellas. Intuitivamente, se diría que las curvas en las cuales se observe mayor variación serán las correspondientes a los parámetros más sensibles. Por ejemplo, una curva de pendiente cero representaría un parámetro que no tiene absolutamente ninguna sensibilidad, un parámetro cuyo valor no influye absolutamente en nada en ese aspecto de la respuesta (sea el tiempo de subida, el tiempo de asentamiento, el sobrepico, o lo que sea). En contraste, un parámetro que presente muchas variaciones fuertes en intervalos cortos se puede como muy sensible y de mayor identificabilidad.

Se puede pensar entonces en que la derivada de dichas curvas sea una medida de sensibilidad. El valor promedio de dicha derivada (en valor absoluto) en todos los puntos de la curva, se puede considerar como representativo de toda la curva.

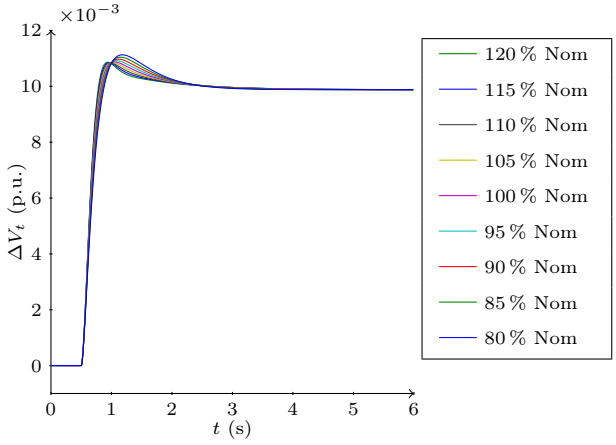
Fig. 3.4: Algunas respuestas del sistema en V_t a la perturbación de 1 %



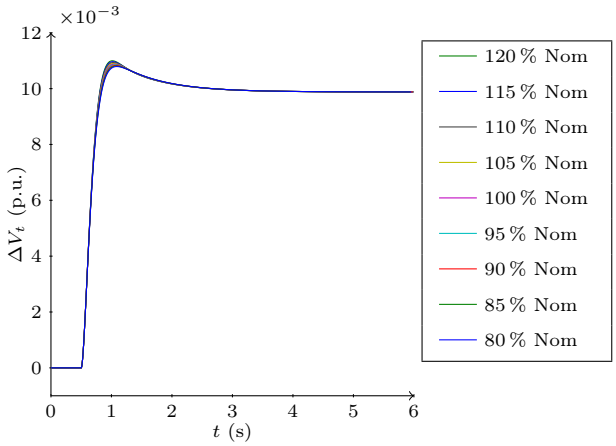
(a) Variando K_r



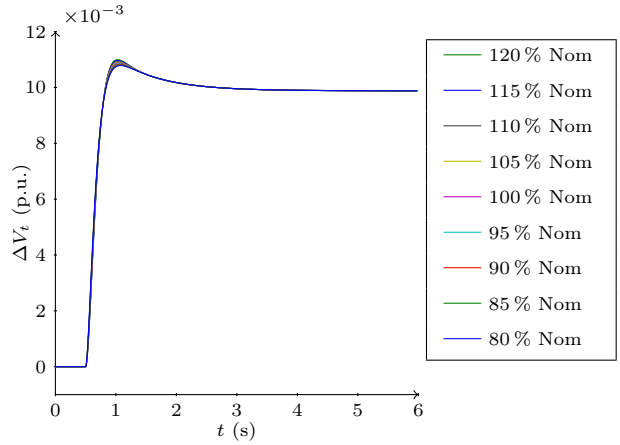
(b) Variando K_f



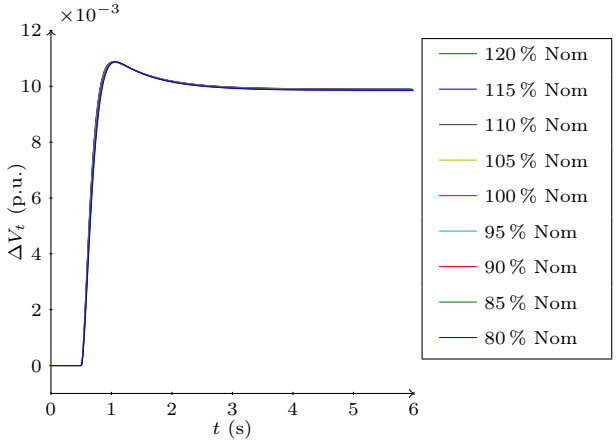
(c) Variando T_f



(d) Variando T_r



(e) Variando T_a



(f) Variando K_a

Tab. 3.1: Derivadas promedio Curvas de Sensibilidad

	K_a	K_f	T_r	T_a	T_f	K_r
$I_{fd}t_{rise}$	0,000551	0,001900	0,000414	$9{,}37E{-}05$	0,001639	0,011893
$I_{fd}t_{settl}$	0,000858	0,010092	0,000902	0,000205	0,003848	0,065068
$I_{fd}OvSh$	0,011289	0,064433	0,053873	0,054871	0,081157	0,323774
$E_{fd}t_{rise}$	$1{,}56E{-}05$	$1{,}38E{-}07$	$6{,}27E{-}09$	$1{,}57E{-}05$	$1{,}38E{-}07$	0,000406
$E_{fd}t_{settl}$	0,001210	0,010061	0,000901	0,000205	0,006248	0,072135
$E_{fd}OvSh$	4,486579	9,544262	0,962400	2,224609	8,967410	83,567295
V_tt_{rise}	0,000553	0,001884	0,000408	$8{,}64E{-}05$	0,001628	0,010795
V_tt_{settl}	0,000869	0,010141	0,000905	0,000206	0,004051	0,063833
V_tOvSh	0,011032	0,062160	0,051998	0,052963	0,078293	0,320944

Se decidió entonces hallar una aproximación a la derivada promedio (en valor absoluto) para cada curva.

En la Tabla 3.1 se muestran los resultados del cálculo de la derivada promedio para la totalidad de las curvas de sensibilidad. En particular, las últimas tres filas corresponderían a las derivadas promedio de las 18 curvas de la Figura 3.2 ; el resto corresponderían a las curvas que no se mostraron en la subsección 3.2.2, pero que están en el apéndice B (la abreviatuta $OvSh$ significa *Overshoot*, sobrepico).

Al contrastar estos resultados con las curvas de sensibilidad, vemos inmediatamente que esta medición de derivada promedio no entra en conflicto con ninguna de las anotaciones que hicimos en la subsección 3.2.2. Por lo tanto reafirmamos con esto las ideas que ya habíamos venido desarrollando acerca de la sensibilidad de los distintos parámetros, y comprobamos que esta cuantificación coincide con nuestro concepto de sensibilidad. Por ejemplo, se observa claramente cómo en todos los casos las curvas de K_r son las de mayor derivada promedio, seguidas por las de K_f y T_f. Entre K_a, T_r y T_a se disputan los últimos lugares.

3.2.4.2. Un ordenamiento simple

En la Tabla 3.2 hemos organizado los resultados de la Tabla 3.1 en cada medición, asignándole 1 al parámetro que registró el mayor valor de derivada promedio y 6 al que registró el menor.

Claramente K_r es el parámetro más sensible siempre. El segundo y tercer lugar en todos los casos, con excepción de la medición del tiempo de subida de la salida de la excitatriz, va y viene entre K_f y T_f. El último lugar lo ocupa en unos casos K_a, en otros T_a, y en otros T_r. Nunca K_f o T_f (y menos K_r) son los últimos. La última fila de esta Tabla vendría a ser la "posición promedio" que ocupó cada parámetro dentro de las distintas mediciones.

Podríamos usar los resultados la de última fila de la Tabla 3.2 para establecer una jerarquía definitiva desde el parámetro más sensible hasta el menos sensible. Incluso se podría preguntar si esto es una medida de sensibilidad. Sin

Tab. 3.2: Ordenamiento de los resultados de la Tabla 3.1

	K_a	K_f	T_r	T_a	T_f	K_r
$I_{fd}t_{rise}$	4	2	5	6	3	1
$I_{fd}t_{settl}$	5	2	4	6	3	1
$I_{fd}OvSh$	6	3	5	4	2	1
$E_{fd}t_{rise}$	3	5	6	2	4	1
$E_{fd}t_{settl}$	4	2	5	6	3	1
$E_{fd}OvSh$	4	2	6	5	3	1
$V_t t_{rise}$	4	2	5	6	3	1
$V_t t_{settl}$	5	2	4	6	3	1
$V_t OvSh$	6	3	5	4	2	1
Promedio	4.6	2.6	5	5	2.9	1

embargo, no es prudente aferrarse a estos resultados; solamente hay que tenerlos en cuenta, junto con todo lo anterior. La posición ocupada sería una medición discreta que solamente nos dice: tal parámetro es en este caso el más sensible, luego sigue este, luego este, etc.,pero no propone que tan sensible es cada uno; para esto es más apropiado una cuantificación continua. Tomando en una medición particular (digamos para I_{fd} t_{settl}) el puesto ocupado por cada parámetro como medida de sensibilidad, tendríamos que entre dos parámetros que ocuparon puestos consecutivos la diferencia entre su sensibilidad es siempre 1, no estamos teniendo en cuenta si el primero es mucho más sensible que el segundo, o si son prácticamente iguales, solo estamos indicando que uno es más sensible que el otro, nada más. Es más, como vemos, al final, promediando todos los resultados, resulta que T_r y T_a son igual de sensibles.

A continuación probamos con una cuantificación continua, para añadir a nuestros análisis.

3.2.4.3. Normalización respecto al más sensible

Para cada parámetro tenemos 9 curvas, y nueve derivadas promedio que describen su sensibilidad. Trataremos ahora de integrar esos nueve valores en uno solo y obtener una sola cuantificación continua por parámetro. Para integrar esos 9 valores en uno solo, no es apropiado combinarlos directamente en una operación numérica, ya que se tratan de cosas de distinta naturaleza. Se puede comparar la sensibilidad que tiene el sobrepico de la corriente de campo a la variación de T_f contra la sensibilidad que tiene esa misma variable a variaciones de K_f, pero no se puede comparar, por ejemplo, la sensibilidad del tiempo de asentamiento del voltaje de la excitatriz a variaciones de T_a contra la sensibilidad del tiempo de subida del voltaje terminal a variaciones de T_r. Obviamente, en la Tabla 3.1 los valores registrados solo podían compararse por filas.

Por otro lado, las curvas de sensibilidad, las simulaciones, las derivadas promedio halladas en la Tabla 3.1, y los resultados de la Tabla 3.2 nos dicen que,

Tab. 3.3: Derivadas promedio normalizadas respecto a la de K_r

	K_a	K_f	T_r	T_a	T_f	K_r
$I_{fd}t_{rise}$	4,637664	15,976838	3,483929	0,788243	13,780637	100
$I_{fd}t_{settl}$	1,319305	15,510955	1,386740	0,316162	5,915325	100
$I_{fd}OvSh$	3,486950	19,900716	16,639146	16,947352	25,065965	100
$E_{fd}t_{rise}$	3,839208	0,034050	0,001541	3,873313	0,034083	100
$E_{fd}t_{settl}$	1,678092	13,948807	1,249071	0,284864	8,662747	100
$E_{fd}OvSh$	5,368822	11,421049	1,151647	2,662057	10,730765	100
V_tt_{rise}	5,124987	17,452351	3,780515	0,800688	15,083035	100
V_tt_{settl}	1,362557	15,886664	1,418115	0,323340	6,346324	100
V_tOvSh	3,437415	19,368002	16,201693	16,502353	24,394840	100
Promedio	3,361667	14,388826	5,034711	4,722041	12,223747	100

en cada uno de los aspectos medidos de la respuesta del sistema (t_{rise}, t_{settl}, $Overshoot$), en todos los lugares donde se midió (V_t, E_{fd}, I_{fd}), es K_r el parámetro claramente más sensible. Como lo que hemos estado haciendo es comparar la sensibilidad de los distintos parámetros entre ellos, la cuantificación es con fines comparativos, y podemos crear entonces una referencia. Si hay un parámetro que es de lejos el más sensible en todos los casos, podemos utilizar a ese parámetro como referencia asignándole una sensibilidad arbitraria, digamos 1, o 100. La sensibilidad de cualquier otro parámetro podría medirse entonces con respecto a ese 1, por ejemplo: un parámetro con sensibilidad 0.5 (o 50) sería la "mitad de sensible" que el parámetro más sensible. Lo que hicimos entonces para empezar, fue normalizar cada una de las nueve derivadas promedio con respecto a la derivada promedio de la curva de K_r correspondiente obteniendo con ello nueve normalizaciones por parámetro. En otras palabras, lo que se hizo fue normalizar cada valor de la Tabla 3.1 con respecto al sexto valor de su misma fila. En la Tabla 3.3, con excepción de las casillas de la última fila, hemos consignado estas normalizaciones (en porcentaje).

Ahora se podría decir que las nueve mediciones por parámetro en la Tabla 3.3 son en cierta medida de la misma naturaleza, ya que se trata de nueve normalizaciones, o nueve porcentajes. Es entonces más aceptable combinar unas con otras para obtener una sola medida de sensibilidad del parámetro. Ya que no se tiene un criterio objetivo para, como medida de sensibilidad, asignarle más peso a una medida normalizada que a otra, a un aspecto de la respuesta del sistema que a otro, lo más natural es hacer con ellas un promedio simple. Es este promedio el que aparece en la última fila de la Tabla 3.3. Podríamos decir que ese único número es una cuantificación continua de la sensibilidad de cada parámetro.

Tomando por ejemplo el resultado para K_a diríamos: como la sensibilidad del t_{rise} de I_{fd} a variaciones de K_a es un 4,63 %, de la correspondiente a variaciones de K_r; como la sensibilidad del t_{settl} de E_{fd} a variaciones de K_a es un 1.67 %

de la correspondiente a variaciones de K_r; como...etc., entonces en promedio, la sensibilidad general de la respuesta del sistema a variaciones de K_a es un 3,36 % de la sensibilidad general de la respuesta del sistema a variaciones de K_r, el parámetro más sensible.

Es interesante observar cómo esta última cuantificación de sensibilidad, que reúne todas las mediciones hechas, tiene a K_r en un orden de magnitud, a K_f y a T_f en otro, y a T_r, T_a y K_a en otro. Esto es coherente con lo que veníamos observando; que K_r es claramente el más sensible (y por mucho), que le siguen K_f y T_f, los cuales tienen entre sí una sensibilidad similar, y que claramente menos sensibles que los tres anteriores son T_r, T_a y K_a, que entre sí son de también de una sensibilidad similar. Esto era algo que no podía apreciarse en la Tabla 3.2, debido a que se trataba de una cuantificación discreta.

También es interesante ver que esta última cuantificación establece una jerarquía levemente diferente a la de la Tabla 3.2. En este último caso los parámetros menos sensibles eran a la vez T_r y T_a; en el caso de la Tabla 3.3 el parámetro menos sensible es K_a. Esto sucede así porque, aunque K_a no es el menos sensible en la mayoría de las oportunidades, en ningún aspecto de la respuesta logra marcar una sensibilidad relativamente importante, cosa que no ocurre para el caso de T_r y T_a quienes en el sobrepico de la corriente de campo y del voltaje terminal tienen una influencia comparable a la de K_f y T_f.

Sin embargo no es prudente decir que los datos de la Tabla 3.3 son mejores que los de la Tabla 3.2. Ni tampoco se puede decir con certeza que porque en la Tabla 3.3 K_a marcó 3.36 y T_r marcó 5,03, entonces definitivamente T_r es más sensible (y por tanto más identificable) que K_a. Lo importante de los resultados de la Tabla 3.3 es que, como ya se dijo, y en conjunción con todas las observaciones anteriores, se comprueba que K_r está en un orden superior de sensibilidad, K_f y T_f en un orden intermedio, y T_r, T_a y K_a en uno inferior.

3.3. Análisis de Sensibilidad de los parámetros no lineales

3.3.1. Descripción

En el caso del análisis de sensibilidad de los parámetros no lineales el procedimiento fue esencialmente el mismo que para los parámetros lineales: se varió el valor de cada uno de ellos dejando los de los demás constantes, y se observó la influencia de esta variación en la respuesta del sistema, en todos los puntos accesibles en la práctica, ante un escalón (se incluyó también, de nuevo, I_{fd}). En el caso de los parámetros lineales la variación en su valor para el análisis de sensibilidad fue de $\pm 20\,\%$ alrededor del valor nominal, y esto se hizo así porque se observó que con un rango de variación levemente mayor se empezaban a activar las dinámicas no lineales, y la idea que se planteó era la de analizar por aparte la sensibilidad de los parámetros lineales. En el caso de los parámetros no lineales, como ya no tenemos esa limitación, decidimos hacer una variación aún mayor: $\pm 50\,\%$ alrededor del valor nominal. La escogencia de este rango de variación es en cierta medida arbitraria, y lo tomamos simplemente por el hecho de que variaciones más allá de este rango nos parecen demasiado.

Igual que en el caso anterior se generaron unas curvas de sensibilidad. Así mismo, para la construcción de las curvas, el valor del parámetro se varió en incrementos de 1/32 del rango total de variación. En el caso de los parámetros lineales como el rango de variación era de 80 % hasta 120 % del valor nominal, los

incrementos de un 1/32 correspondían a un incremento porcentual de 1.25 %. En este caso, como el rango de variación iba de 50 hasta 150 % del valor nominal, 1/32 de variación correspondería a 3.125 %. De igual manera, los aspectos a medir serían: el tiempo de subida, el tiempo de asentamiento, y el sobrepico.

Los parámetros no lineales a analizar serían entonces cinco: los dos que determinan el límite superior de la saturación variable (salida del puente de tiristores), V_{RMAX} y K_c; el que determina el límite superior de la saturación constante (salida del amplificador), V_{AMAX}; el que determina el límite inferior de la saturación variable, V_{RMIN}; y el que determina el límite inferior de la saturación constante, V_{AMIN}.

Vemos entonces que los cinco parámetros no lineales a analizar son aquellos que determinan los límites superior e inferior de algunas señales dentro del sistema. Como algunos de ellos determinan límites superiores y otros límites inferiores, no es posible activarlos todos con una misma señal de escalón. Fue entonces necesario tratarlos separadamente y, para analizar la sensibilidad de aquellos parámetros que determinan límites superiores usar señales de escalón positivas, y para analizar la sensibilidad de aquellos parámetros que determinan límites inferiores usar señales de escalón negativas.

Así mismo, en este caso, diferente a lo que ocurría con los parámetros lineales, los resultados para las señales (o puntos en el modelo) V_a y E_{fd} se espera que sean diferentes. Recordemos que para el análisis de sensibilidad de los parámetros lineales, el hecho de que no se activaran las dinámicas no lineales implicaba que las señales V_a y E_{fd} fueran idénticas. En este caso, como la idea es precisamente activar las dinámicas no lineales, V_a y E_fd resultarán diferentes en muchas oportunidades, con lo cual es necesario tener curvas de sensibilidad para cada una de estas señales por aparte.

3.3.2. Curvas de sensibilidad

Se llevó entonces a cabo el procedimiento descrito anteriormente. Inicialmente se generaron unas curvas aplicando un escalón de 1 % respecto al valor en el punto de operación (correspondiente a 1 p.u. en la referencia). Recordemos que cuando se hizo el análisis de sensibilidad de los parámetros lineales estos se variaron dentro de un rango de ±20 % alrededor del valor nominal y utilizando un escalón de 1 %, de tal manera que no se activaban las dinámicas no lineales. Podría entonces pensarse a priori que llevar a cabo un análisis de sensibilidad para los parámetros no lineales con una perturbación de 1 % no mostraría nada; sin embargo, esto no lo podemos concluir hasta llevar a cabo efectivamente el análisis, ya que en el caso del análisis de sensibilidad de los parámetros lineales los parámetros no lineales se dejaron constantes en sus valores nominales, mientras que en este caso los estamos variando, y dentro de un rango apreciable de ±50 %. En la Figura 3.5 se encuentran los resultados correspondientes a las mediciones en el voltaje terminal.

No es necesario consignar en este trabajo las curvas correspondientes a los demás puntos accesibles del modelo, basta con decir aquí que todas son lo mismo: líneas constantes a lo largo de todo el rango de variación. Tenemos entonces con esto que, incluso con una variación de tanto como de ±50 % en el valor de los parámetros no lineales, estos nunca llegan a influir, en lo más mínimo, la dinámica de la respuesta del sistema, en ninguno de los puntos accesibles en la práctica, ante un escalón de 1 % respecto al punto de operación. Es claro, por lo

tanto, que para activar estas dinámicas no lineales y poder observar su sensibilidad es necesario utilizar perturbaciones de mayor magnitud. Se decidió entonces probar con varias perturbaciones mayores a 1 % y generar las correspondientes curvas de sensibilidad. Los valores tratados fueron 2, 3, 4, 5, 10, 15, y 20 %. En las Figuras 3.6, 3.7, 3.8, y 3.9 mostramos una parte de estos resultados: 2, 5, 10 y 20 %, para el voltaje terminal[1].

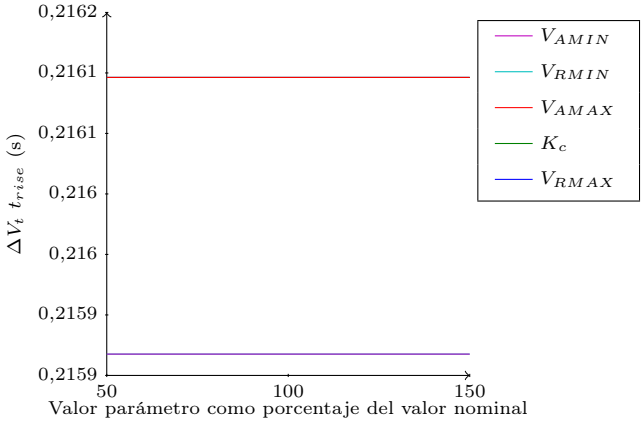
Ya incluyendo estas curvas adicionales podemos decir que para, perturbaciones que podrían considerarse como relativamente pequeñas(2 a 5 %), la influencia que tiene en su dinámica la variación de 4 de los 5 parámetros resulta nula. Solo uno de los 5 parámetros logra manifestarse, V_{RMAX}, y lo hace solo hacia una parte marginal de ese rango de variación de ± 50 % alrededor del valor nominal, que es considerable. La sensibilidad a perturbaciones de esta magnitud nos hablaría de la que tendrían los parámetros no lineales a las perturbaciones reales que se dan en operación normal, así como de la que se tendría a señales que se pueden inyectar deliberadamente, en línea y sin afectar la operación normal, para propósitos de identificación.

En el caso de las perturbaciones que pueden considerarse como de gran señal 10, 15 y 20 %, todos los parámetros no lineales logran manifestarse en alguna parte dentro del rango total de variación. Parámetros como V_{RMAX} y V_{RMIN} marcan tendencias claras en todo el rango, y la información que proporcionan sus curvas de sensibilidad es interesante. A los parámetros V_{AMAX} y V_{AMIN}, en cambio, les sucede en este caso algo similar a lo que ocurre con V_{RMAX} para las perturbaciones pequeñas: solo se manifiestan hacia uno de los extremos del rango de variación. El parámetro K_c, por otro lado, se comporta, en todos los casos, como una recta de pendiente muy leve. La sensibilidad de los parámetros no lineales en este caso estaría asociada a eventos que no se presentan en condiciones normales de operación. Señales de esa magnitud en el sistema de potencia solo se podrían deber a eventos extraordinarios como grandes fallas, fuertes maniobras, o pueden darse tal vez durante el arranque de las máquinas.

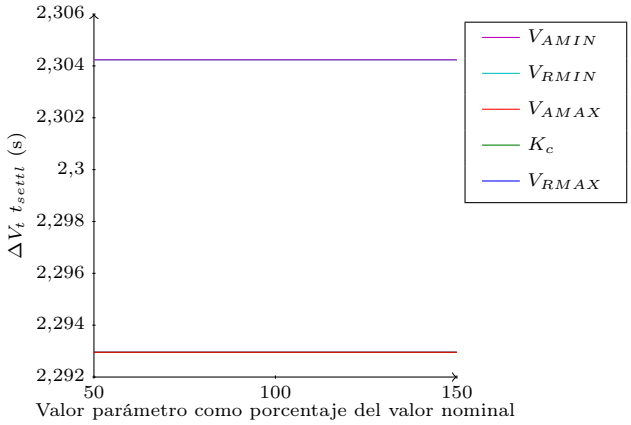
Es claro entonces, según lo que muestran las Figuras 3.5 a 3.9, que los parámetros no lineales son inidentificables en condiciones normales de operación, y no es necesario ampliar más el análisis. Como acabamos de señalar, hasta perturbaciones del 5 % únicamente V_{RMAX} afecta en algo las diferentes variables medidas, y solo hacia valores alejados porcentualmente del valor nominal que estamos manejando, valores que tal vez no sean muy probables en la práctica. Las curvas de sensibilidad difieren por fin de una línea horizontal constante, para todos los parámetros no lineales, solo en el caso de perturbaciones muy grandes. Obviamente, no podríamos darnos el lujo de, en línea, aplicar semejantes señales para propósitos de identificación. E incluso con este tipo de perturbaciones tan grandes, parámetros como V_{AMAX} y V_{AMIN} serían identificables solo si tomaran valores, de nuevo, hacia los márgenes del gran rango de variación trabajado, haciendo pensar que tal vez la única forma posible de identificarlos sea tomando individualmente el componente asociado con ellos, posiblemente siendo necesario el desmonte de parte del sistema de excitación.

[1] Debido a que se en este caso se intentó con varias magnitudes de perturbación, y que además había que medir la respuesta en un punto adicional,V_a, los resultados son demasiado numerosos, y por tanto no se incluyen en el trabajo. Sin embargo, lo que se concluye al observar las gráficas de V_t es representativo de todo.

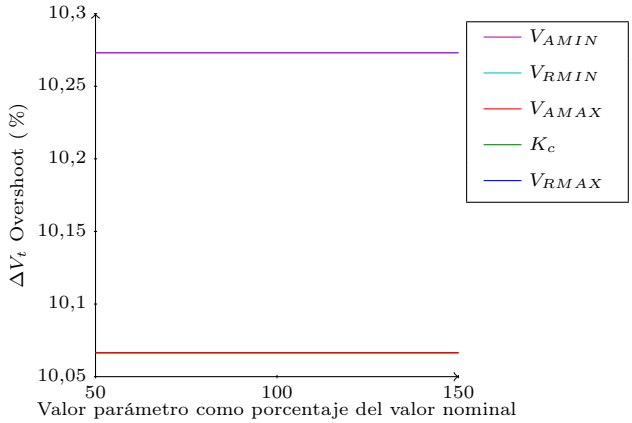
Fig. 3.5: Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 1 %



(a) Tiempo de subida

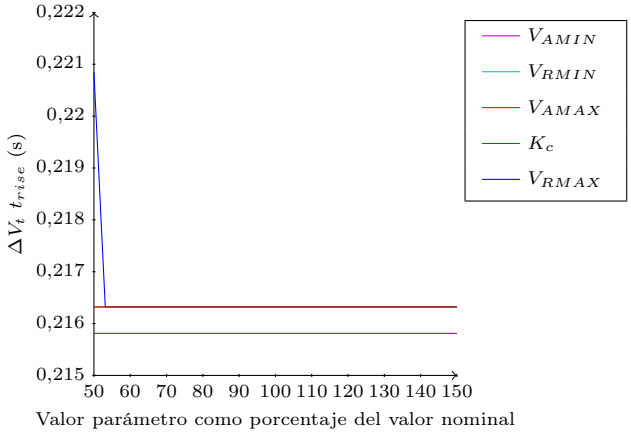


(b) Tiempo de asentamiento

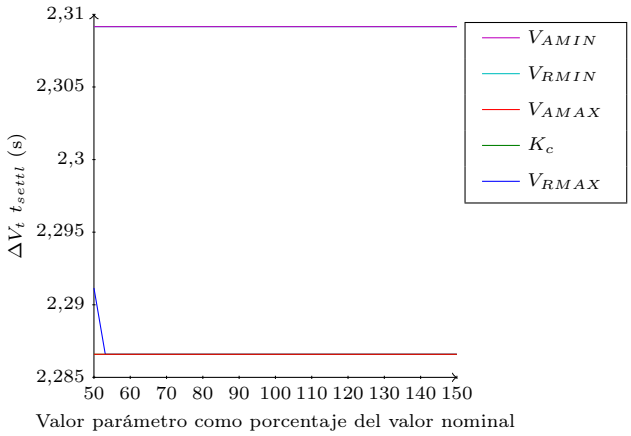


(c) Sobrepico

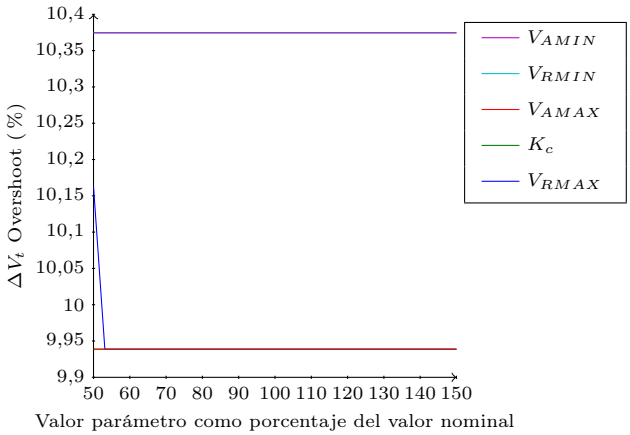
Fig. 3.6: Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 2 %



(a) Tiempo de subida

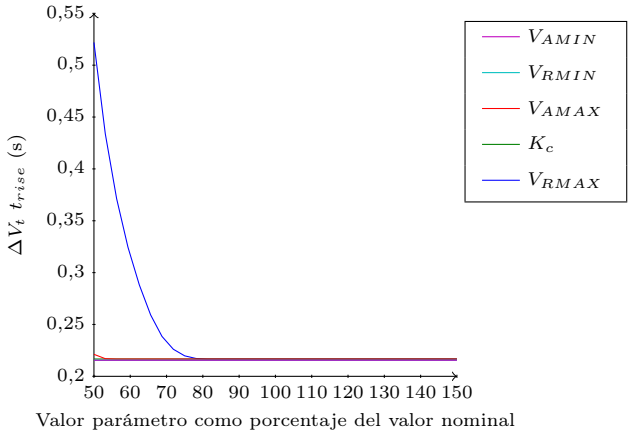


(b) Tiempo de asentamiento

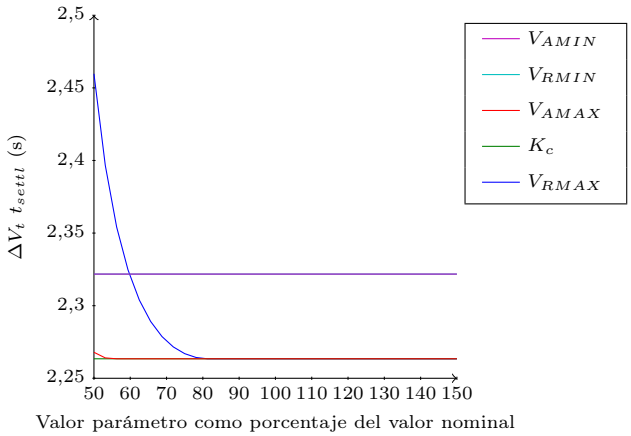


(c) Sobrepico

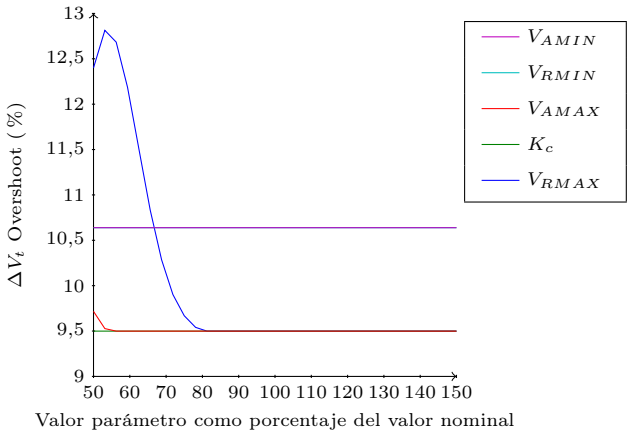
Fig. 3.7: Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 5 %



(a) Tiempo de subida

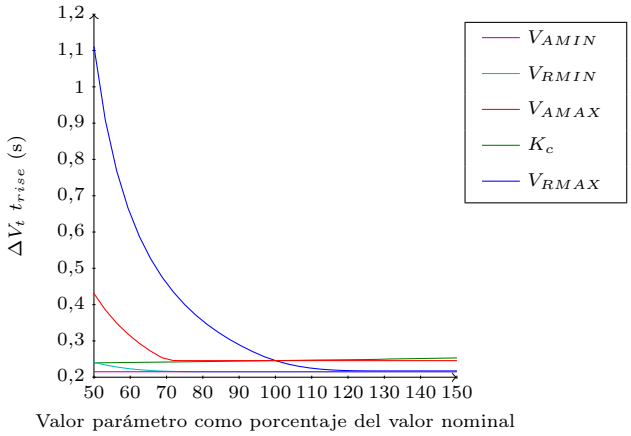


(b) Tiempo de asentamiento

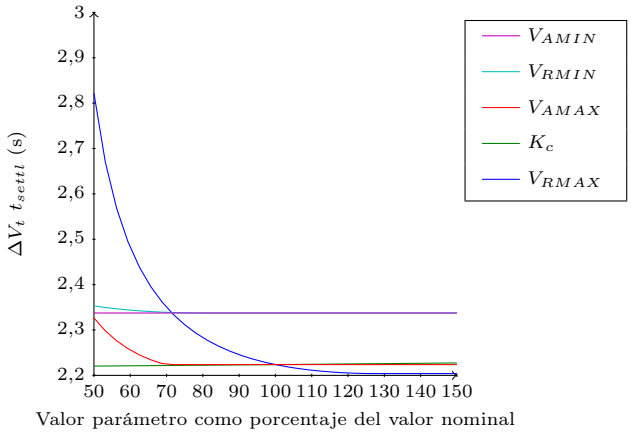


(c) Sobrepico

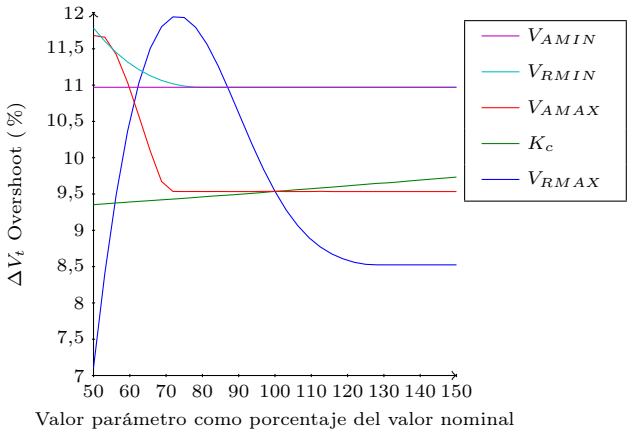
Fig. 3.8: Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 10 %



(a) Tiempo de subida

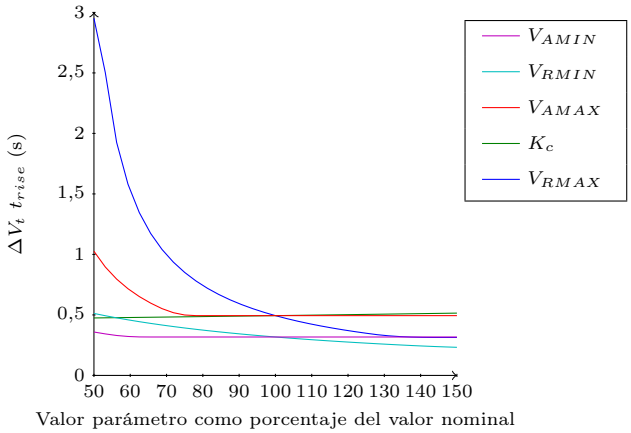


(b) Tiempo de asentamiento

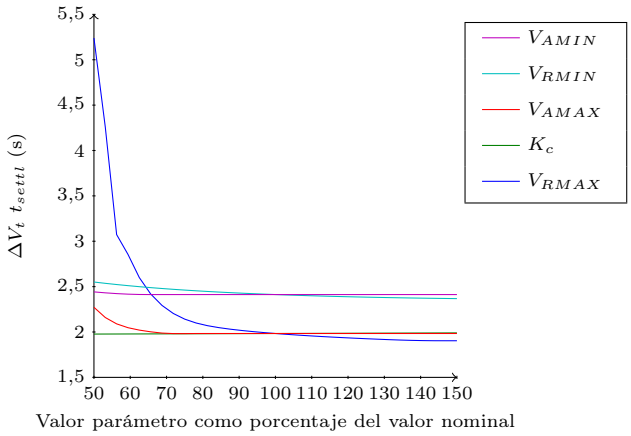


(c) Sobrepico

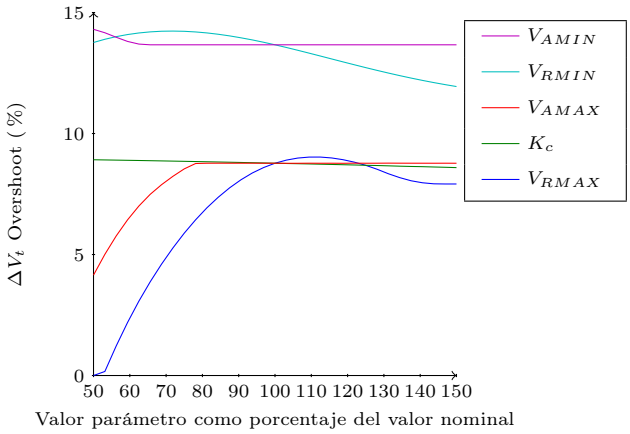
Fig. 3.9: Curv. de Sens. para V_t, Parámetros no lineales, Perturbación de 20 %



(a) Tiempo de subida



(b) Tiempo de asentamiento



(c) Sobrepico

3.4. Conclusiones

En este capítulo se ha analizado la sensibilidad de la respuesta del sistema a los 11 parámetros del sistema de excitación. Este análisis consistió en variar el valor de cada parámetro individualmente, y ver cómo cambiaba la respuesta del sistema ante un escalón (previamente el sistema en un punto de operación de estado estable). Para ello se registró el tiempo de subida, el tiempo de asentamiento, y el sobrepico de la respuesta al escalón para cada uno de los valores que tomó el parámetro en el proceso de variación.

Los parámetros lineales se analizaron independientemente de los no lineales. Para los parámetros lineales, se utilizó solo un pequeño escalón de 1 % con respecto al punto de operación. Aunque algunos parámetros resultaron ser más sensibles que otros, todos los parámetros se manifestaron en los distintos puntos donde se midió la respuesta del sistema, que son los puntos accesibles en la práctica. Esto significa que todos los parámetros lineales son observables, y por tanto identificables, en cualquiera de los puntos que eventualmente podrían ser medidos con miras a una identificación. Y el hecho de que fueran observables para esa pequeña perturbación de 1 % alrededor del estado estable sugiere que todos los parámetros lineales se pueden identificar bajo condiciones normales de operación.

Entre esos parámetros lineales, claramente K_r, la ganancia del transductor, era el parámetro más sensible. Luego, en una segunda categoría, se encuentran los parámetros de la red de estabilización, K_f y T_f. Y en una último "orden" de sensibilidad, tenemos la constante de tiempo del transductor, T_r, y los parámetros del amplificador , K_a y T_a. Como es de esperarse que entre más sensible es un parámetro, más identificable es, ya tenemos una referencia para, en un eventual proceso de identificación, saber a las estimaciones qué parámetros podemos darle mas credibilidad.

En cuanto a los parámetros no lineales, los resultados de nuestro análisis muestran claramente que esos parámetros no pueden ser identificados en condiciones normales de operación. Sus dinámicas solo se manifiestan bien para perturbaciones muy grandes. Eventualmente habría que identificar esos parámetros con datos de perturbaciones muy fuertes, tales como fallas cercanas a los terminales, o con los registros que se puedan tener de la dinámica del sistema durante un arranque. Incluso es posible que esto no sea suficiente para algunos parámetros (como por ejemplo las saturaciones de la salida del amplificador, V_{AMAX}y V_{AMIN}), y tal vez no halla más remedio que desmontar algunas partes del sistema para poder llevar a cabo su identificación.

Debido a que los parámetros no lineales no son identificables bajo condiciones normales de operación, no se incluirán en el resto del desarrollo de la metodología, ya que queremos que esta sea aplicable bajo operación normal.

4. ANÁLISIS MATEMÁTICO

Con el análisis de sensibilidad se pudo comprobar que los parámetros lineales del sistema de excitación son observables para perturbaciones pequeñas alrededor del punto de operación, en los distintos puntos accesibles en la práctica y se comprobó cuáles de esos parámetros serían más identificables debido a su mayor sensibilidad.

Sin embargo, todo eso no es garantía de que los parámetros realmente puedan ser estimados por medio de un proceso de identificación, y por lo tanto es necesario llevar a cabo un análisis matemático para comprobar si, de los resultados que entregan los métodos de identificación es posible matemáticamente extraer los parámetros, o qué condiciones matemáticas deben darse para que esto sea posible.

Este análisis es breve, y se resume en ver si, a partir de una función de transferencia estimada por un método de identificación, es posible derivar los seis parámetros lineales del sistema de excitación.

4.1. Linealización del modelo

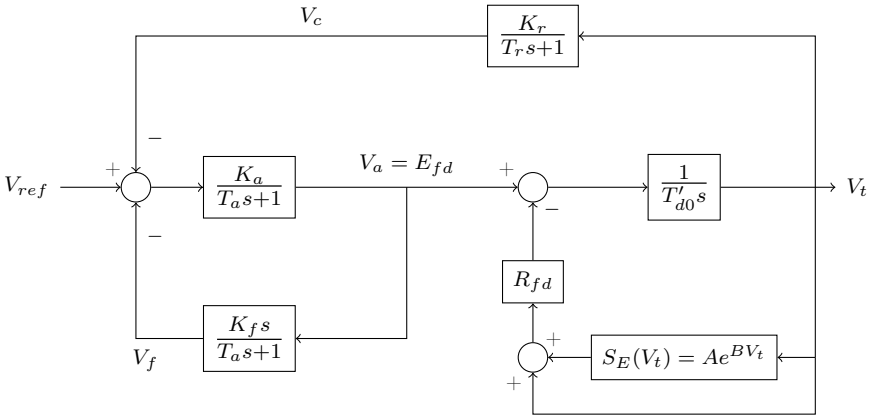
Los métodos de identificación se han desarrollado bajo la suposición de que el modelo del sistema es lineal. Lo que se acostumbra entonces es, si el modelo no es lineal, linealizarlo alrededor de un punto de operación. Luego, se aplica al sistema una señal pequeña alrededor del punto de operación, de tal manera que la dinámica que se dé sea aproximadamente lineal, se registran esos datos, y se aplica algún método de identificación. El método de identificación entregará normalmente una función de transferencia o una descripción en variables de estado que describe la dinámica del sistema, y a partir de ella hay que derivar los parámetros del modelo.

Si se supone que la señal que se aplicará es una señal pequeña alrededor del punto de operación, y no se activan las no linealidades presentes en el sistema de excitación, la única no linealidad que queda presente es la correspondiente a la función S_E que modela la saturación magnética del núcleo del generador. Esta no linealidad no se puede omitir ya que, en condiciones normales de operación, el generador se suele trabajar en región de saturación para aprovechar al máximo el voltaje que puede entregar.

Así mismo, en condiciones normales de operación, no tienen porqué activarse las señales de protección y estabilización del sistema de potencia, V_{UEL}, V_{OEL} y V_s. El modelo que habría que linealizar es entonces el de la Figura 4.1.

En este trabajo, se utilizará la misma linealización que se tiene para el modelo de la Figura 4.1 reportado en [7], y que aborda la identificación de los parámetros K_f, T_f, K_a y T_a para el mismo sistema con el que estamos trabajando. Obviamente, como en el modelo de la Figura 4.1 las dinámicas del transductor,

Fig. 4.1: Modelo a linealizar



amplificador, y red de estabilización ya son lineales, su linealización alrededor de un punto de operación no cambia las funciones de transferencia para esos elementos; la única diferencia es que las entradas y las salidas serían ahora los valores incrementales de las variables mostradas en el diagrama alrededor del punto de operación.

Una linealización del modelo de la Figura 4.1 alrededor del punto de operación solo cambiaría la relación que se observa entre la tensión de campo E_{fd} y el voltaje terminal V_t, ya que es ahí donde está la no linealidad dada por S_E.

Tomando la linelización que se hace en [7], donde la función S_E se convierte en:

$$S_E(V_T) \approx \left.\frac{\partial S_E}{\partial V_T}\right|_{V_{T0}} \Delta V_T + S_{E0} \tag{4.1}$$

Y siguiendo el procedimiento allí mostrado, la función de transferencia que va de ΔE_{fd} a ΔV_t quedaría como:

$$\frac{\Delta V_t}{\Delta E_{fd}} = \frac{\frac{1}{C}}{\frac{T'_{d0}}{C} s + 1} \tag{4.2}$$

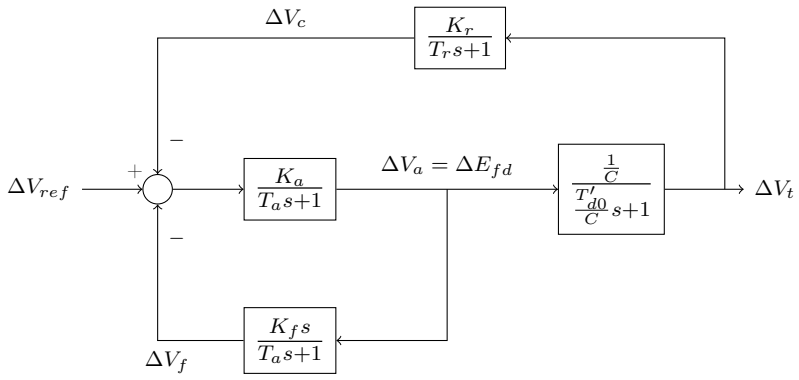
Donde al hablar de ΔE_{fd} y ΔV_t, nos referimos a los incrementos de E_{fd} y V_t alrededor del punto de operación. La constante C señalada es:

$$C = R_{fd} \left[1 + \left.\frac{\partial S_E}{\partial V_T}\right|_{V_{T0}} + S_{E0} \right] \tag{4.3}$$

La cual depende solo de los parámetros del generador y del voltaje terminal en el punto de operación, V_{T0}.

Entonces, el modelo linealizado con el que habría que trabajar en identificación sería el mostrado en la Figura 4.2.

Fig. 4.2: Modelo Linealizado alrededor del punto de operación



4.2. Identificabilidad de los parámetros a partir de la función de transferencia

Ahora bien, teniendo en cuenta una de las conclusiones del capítulo 1, que nos decía que la variable de más fácil acceso es V_t, y una de las conclusiones del capítulo 2, que nos decía que, aunque matemáticamente puede ser más difícil trabajar con la entrada-salida totales, es mejor desde el punto de vista de la implementación práctica, queremos que nuestra metodología trate de identificar todos los parámetros lineales solo a partir de mediciones de V_t . La entrada, al igual que prácticamente todas las metodologías (ver Tabla 2.1), sería lógicamente V_{ref}, que es el punto en donde se ajusta el "setting" del voltaje terminal que se desea, y donde eventualmente se puede inyectar una perturbación.

Al tomar el modelo de la Figura 4.2 y convertirlo en una sola función de transferencia desde V_{ref} hasta V_t, esta resulta obviamente en un sistema de cuarto orden. Específicamente, la función de transferencia que se obtuvo es de la siguiente forma:

$$G(s) = \frac{b_2 s^2 + b_1 s + b_0}{s^4 + a_3 s^3 + a_2 s^2 + a_1 s + a_0} \tag{4.4}$$

Donde los coeficientes del numerador y el denominador dependen, obviamente, de los parámetros del generador y el sistema de excitación; no obstante, en nuestro caso, los parámetros del generador se asumen conocidos, ya que solo nos interesa la identificación del sistema de excitación.

Tras realizar las operaciones correspondientes, simplificar y reorganizar, se obtuvo la siguiente relación entre los coeficientes de la función de transferencia

(4.4) y los parámetros:

$$b_2 = \alpha \frac{K_a}{T_a} \tag{4.5a}$$

$$b_1 = \alpha \frac{K_a(T_r + T_f)}{T_a T_r T_f} \tag{4.5b}$$

$$b_0 = \alpha \frac{K_a}{T_a T_r T_f} \tag{4.5c}$$

$$a_3 - \beta = \frac{1}{T_a} + \frac{1}{T_r} + \frac{1}{T_f} + \frac{K_a K_f}{T_a T_f} \tag{4.5d}$$

$$a_2 - \beta(a_3 - \beta) = \frac{1}{T_a T_f} + \frac{1}{T_a T_r} + \frac{1}{T_r T_f} + \frac{K_a K_f}{T_a T_r T_f} \tag{4.5e}$$

$$a_1 - \beta\left(a_2 - \beta(a_3 - \beta)\right) = \frac{1}{T_a T_r T_f} + \alpha \frac{K_a K_r}{T_a T_r} \tag{4.5f}$$

$$a_0 = \beta \frac{1}{T_a T_r T_f} + \alpha \frac{K_a K_r}{T_a T_r T_f} \tag{4.5g}$$

Donde α y β son constantes que dependen de los parámetros del generador y el voltaje terminal en el punto de operación:

$$\alpha = \frac{1}{T'_{d0}} \tag{4.6}$$

$$\beta = \frac{C}{T'_{d0}} \tag{4.7}$$

Si llevamos a cabo un proceso de identificación con la estructura de la función de transferencia de la ecuación (4.4), este nos arrojará como resultado unos valores para los coeficientes b_2, b_1,...,a_0, que vendrían a ser los parámetros de la estructura (no confundir con los parámetros del modelo: K_r, K_f,.. etc.). Ya que se conocen de antemano los valores α y β, para derivar los valores de los parámetros habría que resolver el sistema de ecuaciones (4.5). Sin embargo, como hay más coeficientes que parámetros, hay más ecuaciones que incógnitas, lo que significa que el sistema dado por las ecuaciones (4.5) es un sistema "sobredeterminado", o "redundante". Si los valores que arroja el proceso de identificacón para b_2, b_1,...,a_0, no hacen que el sistema (4.5) sea un sistema consistente, este no tiene solución y los parámetros, en principio, no se podrían determinar.

4.3. Función de consistencia

Examinando detalladamente el sistema, (4.5) se encontró que este solo podía ser consistente si los valores que arrojara el proceso de identificación para los coeficientes de la función de transferencia b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, y a_1 cumplían con una relación matemática entre ellos.

Se supone que si el sistema es consistente, los parámetros del sistema de excitación pueden derivarse utilizando solo seis de las siete ecuaciones, y si los valores calculados con esas seis ecuaciones se remplazan en la séptima, la que no se usó, el resultado debería dar lo que esa séptima ecuación indica.

Utilizando la herramienta de Matlab "Symbolic Math Toolbox", se solucionó de manera simbólica el sistema determinado por las seis primeras ecuaciones

para los parámetros del sistema de excitación, K_r, K_f,.. etc.. Con eso se obtuvieron expresiones para cada uno de los parámetros del sistema de excitación en función de los coeficientes b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, y a_1. Al reemplazar las expresiones mencionadas en la séptima ecuación se obtenía una igualdad de la forma:

$$a_0 = f\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1\right) \tag{4.8}$$

La cual debe cumplirse para los valores de los coeficientes arrojados por el proceso de identificación para que el sistema (4.5) sea consistente y tenga solución. Esto también pude reescribirse en la forma:

$$0 = a_0 - f\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1\right) = g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) \tag{4.9}$$

$g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = 0$, sería la relación matemática que deberían guardar los parámetros b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, y a_0 entre ellos para que el sistema sea consisitente. La expresión simplificada y reorganizada por la "Symbolic Math toolbox" es exactamente:

$$\begin{aligned}
&g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = \\
&\quad -2a_0b_2^3 + a_1b_1b_2^2 + \beta^2b_1^2b_2 + a_3b_0b_1b_2 - 4\beta b_0b_1b_2 + 4\beta a_3b_0b_2^2 - \\
&\quad 2b_0b_2^2a_2 + \beta b_1^3 - b_0b_1^2 - \beta a_3b_1^2b_2 - 4\beta^2b_0b_2^2 + 2b_2^2\beta^3\sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)} - \\
&\quad 2b_0b_2\beta\sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)} + \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}\beta b_1^2 + \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}a_3b_0b_2 - \\
&\quad \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}a_1b_2^2 - \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}b_0b_1 + 2b_0^2b_2 + \\
&\quad 2b_2^2a_2\beta\sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)} - 2b_2^2\beta^2a_3\sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)} + \\
&\quad \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}\beta^2b_1b_2 - \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}\beta a_3b_1b_2
\end{aligned} \tag{4.10}$$

A $g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right)$ podemos llamarla función de consistencia. Si tras hacer una identificación, obtenemos valores para b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, y a_0 tal que $g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = 0$, entonces el sistema (4.5) es consistente y tiene solución, y tal vez su solución sean los parámetros del sistema que tratamos de identificar.

Sin embargo, al observar la condición para que el sistema sea consistente y tenga solución exacta (la función de consistencia), es obvio que en la práctica sería numéricamente imposible, que los valores obtenidos para b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, y a_0 fueran tal que $g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right)$ arroge un cero perfectamente exacto. Algún valor tiene que dar g_{con}, así sea muy pequeño. Obviamente, ya al llevar a cabo la identificaión real, tendríamos que trabajar con sistemas que se puedan considerar consistentes en términos prácticos, dentro de cierto margen de error.

4.4. Identificabilidad cuando el sistema (4.5) es consistente

A pesar de que no podemos esperar en la práctica obtener un sistema (4.5) perfectamente consistente (con cero de error), se analizó si, suponiendo que lo es, persisten algunos problemas de identificabilidad. Esto es importante, pues si con un sistema perfectamente consistente se presentasen graves problemas

de identificabildad, estos podrían manifestarse también en sistemas a los que consideremos "numéricamente" consistentes.

Analizando, se encontró que aún si el sistema (4.5) es consistente, la extracción de los parámetros no está asegurada. Hay dos situaciones que pueden comprometer la identificabilidad de los parámetros a partir de la función de transferencia aún si logramos que el proceso de identificación nos arroje unos valores para los coeficientes b_1, b_0,..., a_0 tal que el sistema (4.5) sea perfectamente consistente. Una es que el sistema (4.5), cuando es consistente, tiene más de una solución posible, y en principio no tenemos un criterio para elegir entre esas distintas soluciones; la otra es que sus soluciones pueden arrojar valores complejos para K_r, K_f,.. etc.

4.4.1. Más de una solución

Cuando el sistema (4.5) es consistente, en el desarrollo de su solución se encuentra que tiene dos soluciones distintas. Esto se debe a su naturaleza cuadrática; vemos que trata de un sistema cuadrático de seis incógnitas. Si para ambas opciones se derivaran valores reales positivos, en ese punto la matemática no nos puede decir más, y es necesario utilizar el conocimiento físico que se tenga del sistema para deducir la solución más razonable. Observando el sistema (4.5), se puede ver que las constantes de tiempo del transductor y del lazo de estabilización se pueden despejar en función solo de los coeficientes b_2, b_1, y b_0, de la siguiente forma:

$$T_r = \frac{b_1 - \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}}{2b_0} \quad , \quad T_f = \frac{b_1 + \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}}{2b_0} \tag{4.11a}$$

ó

$$T_r = \frac{b_1 + \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}}{2b_0} \quad , \quad T_f = \frac{b_1 - \sqrt{(b_1^2 - 4b_0b_2)}}{2b_0} \tag{4.11b}$$

Dependiendo de cuál de las 2 escojamos, se derivarán también dos valores diferentes para el resto de los parámetros. Sin embargo en este caso, sabemos que, por tratarse simplemente de un elemento de medición, la dinámica más rápida del sistema es la del transductor. Incluso en algunos sistemas esta dinámica es tan rápida que se suele despreciar y el modelo del transductor se suele simplificar a una ganancia pura. Teniendo en cuenta eso, la elección más razonable sería la (4.11a), y el valor que le corresponde a cada uno del resto de los parámetros sería el derivado de esa elección.

4.4.2. Parámetros complejos

En las expresiones para las constantes de tiempo del transductor y el lazo de estabilización (4.11a), o (4.11b), se ve el término $\sqrt{b_1^2 - 4b_0b_2}$. Si eventualmente el proceso de identificación nos arroja valores para los coeficientes tal que el sistema (4.5) es consistente, pero a la vez resulta que $b_1^2 < 4b_0b_2$, no importa qué elección hagamos de las dos soluciones posibles: las soluciones serán números complejos. Es necesario analizar la posibilidad de obtener números complejos si el sistema es consistente, porque eso comprometería la identifcabilidad de los parámetros a partir de la función de transferencia (4.4), comprometiendo también la eficacia de la metodología que queremos desarrollar.

Si el sistema es consistente, debe cumplirse que $g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = 0$. Observando la expresión para $g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right)$ en (4.10) vemos que esta puede reescribirse de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = & h_1\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) + \\ & h_2\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right)\sqrt{b_1^2 - 4b_0b_2} \end{aligned} \tag{4.12}$$

Podemos dividir en dos las maneras en que la expresión anterior puede dar cero:

1. Que la expresión dentro del radical dé un número negativo, con lo cual la expresión $\sqrt{b_1^2 - 4b_0b_2}$ sería un número imaginario. Como el proceso de identificación solo arrojará como resultado coeficientes reales, para que $h_1\left(b_2, b_1, ..., a_0\right) + h_2\left(b_2, b_1, ..., a_0\right)\sqrt{b_1^2 - 4b_0b_2}$ sea igual a cero necesitaríamos en ese caso que tanto la expresión h_1 como la h_2 fueran exactamente 0 (0+j0).

2. Que la expresión dentro del radical de positivo, con lo cual no necesitamos que h_1 y h_2 den valores puntuales, sino que simplemente $h_1\left(b_2, b_1, ..., a_0\right) = -h_2\left(b_2, b_1, ..., a_0\right)\sqrt{b_1^2 - 4b_0b_2}$.

El primer caso correspondería a sistemas consistentes cuyas soluciones son números complejos, y el segundo a sistemas consistentes cuyas soluciones son números reales. Nos preguntamos ahora ¿qué tan probable es que nuestro proceso de identificación nos arroje un conjunto de coeficientes del cual se deriven parámetros complejos y por lo tanto erróneos? Se puede observar que las maneras de alcanzar la consistencia en la forma 2 son mucho más "numerosas" que las maneras de alcanzar la consistencia en la forma 1. Por lo tanto diríamos que es menos probable obtener parámetros complejos que reales, y de hecho, si tenemos en cuenta que para obtener parámetros complejos la consistencia debe alcanzarse de una forma muy "puntual" ($h_1\left(b_2, b_1, ..., a_0\right)$=0 y $h_2\left(b_2, b_1, ..., a_0\right) = 0$), diríamos que la probabilidad de obtener parámetros complejos teniendo un sistema consistente es 0.

Al observar esta situación, se concluyó entonces que es muy difícil (casi imposible) que tras un proceso de identificación este nos entregue un conjunto de coeficientes b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, y a_0, tal que el sistema (4.5) sea consistente y que a la vez de la solución de ese sistema se deriven parámetros complejos. La identificabilidad de los parámetros a partir e la función de transferencia no se ve entonces comprometida en este sentido.

4.5. Conclusiones

En este capítulo se ha analizado matemáticamente la posibilidad de poder derivar los parámetros del sistema de excitación si con un método de identificación estimamos una función de transferencia desde V_{ref} hasta V_t, que son las únicas variables con las que queremos desarrollar la metodología.

Se encontró que esto está directamente relacionado con la consistencia de un sistema "sobredeterminado" o "redundante" de siete ecuaciones con seis incógnitas. En la práctica obviamente, esa consistencia no será perfecta, por lo que sabemos de antemano que habrá trabajar con sistemas que se puedan considerar

consistentes en términos prácticos, o según algún criterio, y por lo tanto un paso posterior obligado es crear criterios para "medir" la consistencia.

Se analizó también si, aún siendo el sistema perfectamente consistente, podían todavía presentarse problemas de identificabilidad debido a la existencia de más de una solución, o a la posible derivación de parámetros complejos. Esos problemas se descartaron. En primer lugar, porque se expuso un criterio físico para seleccionar la solución adecuada, y en segundo lugar, porque a pesar de que es posible obtener parámetros complejos, esto es algo muy improbable.

Faltaría entonces comprobar que a partir de sistemas que de algún modo puedan considerarse como aproximadamente consistentes realmente pueden derivarse estimaciones válidas de los parámetros del sistema de excitación solucionando estos sistemas de forma aproximada. Pero ya de manera más general, surge también la idea de que la "mayor consistencia" del sistema (4.5) definido por la $G(s)$ identificada pueda ser tal vez un indicador de que tan efectiva ha resultado la identificación. Lo que se hará en el siguiente capítulo, entonces, será ver si realmente, entre "más consistente" parezca que resulta el sistema (4.5), mejor, o más confiable, es la estimación que a partir de él se intente de alguna manera para los parámetros del sistema de excitación.

5. ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE LA CONSISTENCIA

De lo señalado en el capítulo anterior, se encontró que para poder estimar los parámetros del sitema de excitación con una sola función de transferencia desde V_{ref} hasta V_t, que son las únicas variables que nos gustaría utilizar en la metodología que desarrollemos, se necesitaba que el sistema de ecuaciones (4.5) fuera consistente. Por otro lado, no es razonable esperar nunca una consistencia numérica perfecta. Para saber si el sistema (4.5) obtenido con los coeficientes de una función de transferencia estimada por medio de un método de identificación es más o menos consistente es necesario "medir" la consistencia.

Pero si se logra "medir" la consistencia, surgen de todas formas unas preguntas:

- ¿Si estimamos una función de transferencia $G(s)$ de la forma (4.5), por medio de un método de identificación, y resulta que sus coeficientes hacen que el sistema (4.5) pueda considerarse suficientemente consistente (según nuestra medición), eso significa que la función de transferencia estimada $G(s)$ es buena?
- ¿Podemos confiar en la estimación de los parámetros que arroje la "resolución" de ese sistema semi-consistente?
- Y si las dos anteriores son ciertas: ¿puede entonces ser la consistencia, de alguna manera, una especie de medida del "acierto" o del "éxito" de la identificación?

En este capítulo analizamos si, llevando a cabo un proceso de identificación con el que se estima $G(s)$, de aquellas $G(s)$ cuyos coeficientes hacen que el sistema de ecuaciones (4.5) sea aproximadamente consistente según algún criterio, pueden hacerse buenas estimaciones de los parámetros del sistema de excitación. Pero de manera más general, y abarcando a lo anterior, analizamos si la consistencia puede ser una medida de "acierto" o de "éxito" de la identificación.

Para ello llevaremos a cabo múltiples identificaciones con el método PEM que, tras la revisión de la teoría de identificación del capítulo 2, se considera como el más confiable teniendo en cuenta que ha sido implementado con éxito por muchos años, y tiene un gran soporte teórico.

Esas identificaciones nos arrojarán estimaciones para la función de transferencia $G(s)$, desde V_{ref} hasta V_t. Luego, tomaremos los coeficientes del numerador y el denominador de $G(s)$, y miraremos qué tan consistente es el sistema de ecuaciones de la forma (4.5) que producen. Tanto para sistemas mucho o poco consistentes, hallaremos en todos los casos soluciones numéricas aproximadas, soluciones que proponen unos valores para los parámetros del sistema de excitación, y evaluaremos qué tan acertados son por medio de un "índice de acierto". Podemos hacer esto, ya que el sistema es un sistema simulado, y conocemos

las valores "reales" de los parámetros. Analizaremos entonces estadísticamente cómo se relacionan el "acierto" y la "consistencia".

5.1. Implementación del análisis estadístico de la consistencia

5.1.1. Perturbación de entrada

La idea de la metodología es que sea aplicable en condiciones normales de operación, de tal manera que no ponga en peligro el sistema de excitación ni el generador, ni altere la operación del resto del sistema de potencia. Por lo tanto debe utilizarse una perturbación de magnitud pequeña, pero que a la vez excite bien las dinámicas del sistema.

Adicionalmente, para poder aplicar los métodos paramétricos con éxito, entre ellos el PEM, y que los algoritmos obtengan estimaciones sin sesgo y eviten soluciones singulares, se necesita que la perturbación utilizada sea de "excitación persistente". Eso significa que la señal debe variar de forma permanente, y con una muy baja autocorrelación.

Una señal que se usa con frecuencia en identificación paramétrica, ya que cumple muy bien con las condiciones mencionadas, es lo que se conoce como una *Secuencia Binaria Pseudoaleatoria* (PRBS, Pseudo Random Binary Sequence). Una PRBS es una serie de cambios entre dos valores constantes, y esos cambios son de tal manera que parecen aleatorios. Como consecuencia, la autocorrelación de la PRBS es muy baja, y constantemente está excitando las dinámicas del sistema. Adicionalmente, la PRBS puede diseñarse ajustada a nuestros propósitos.

En particular, son tres los parámetros que definen a una PRBS: n_r, el número de bits, T_{sw}, el tiempo de reloj (la duración de cada bit), y a, su magnitud. Para no excitar las no linealidades del sistema de excitación, y no excitar apreciablemente la no linealidad asociada a la saturación del núcleo del generador, se escogió una magnitud a de $\pm 1\,\%$ alrededor del punto de operación. Como se trabajará en el punto de operación correspondiente a $V_{ref} = 1p.u$, se trabajará con un a de $\pm 0{,}01p.u$.

Los otros dos parámetros de la PRBS hay que escogerlos de acuerdo a las siguientes 2 restricciones: 1) que el ancho de banda de la PRBS sea suficiente para alcanzar a excitar las dinámicas de interés, y 2) que la duración del pulso más largo de la PRBS, $n_r T_{sw}$, sea al menos igual al tiempo de establecimiento del sistema a identificar.

En cuanto a la primera restricción, el ancho de banda de una PRBS está dado por:

$$\frac{2\pi}{(2^{n_r}-1)T_{sw}} \leq \omega \leq \frac{2{,}8}{T_{sw}} \quad (rad/s) \tag{5.1}$$

Vemos que este ancho de banda depende por tanto de n_r y T_{sw}. Para escoger T_{sw} y n_r tal que se cumpla con la restricción (5.1) lo único que se puede hacer es un procedimiento de prueba y error.

La otra restricción, que $n_r T_{sw}$ sea al menos igual al tiempo de asentamiento del sistema T_s, requiere que tengamos una estimación a priori válida del tiempo de establecimiento del sistema que, justamente, estamos tratando de identificar. Para obtenerla, tal vez lo mejor que se puede hacer es una prueba previa de respuesta al escalón sobre el sistema a identificar, igual que se hace en [7]. Sin embargo, en este trabajo, recomendamos que los resultados de esa prueba

sean filtrados previamente y, con la respuesta al escalón filtrada, entonces sí hacer una estimación ya sea visual, o por medio de un algoritmo del tiempo de establecimiento T_s.

Recomendamos que esto sea así ya que, en presencia de importante ruido, la estimación del tiempo de establecimiento puede resultar muy mala, y una muy mala estimación de T_s dificulta mucho el proceso de prueba y error de selección de n_r y T_{sw} tal que se cumplan las restricciones mencionadas, o simplemente produce una PRBS inadecuada.

En las figuras 5.2(a) a 5.2(c) tenemos los registros de una prueba al escalón hecha al sistema igual a las que se hicieron para el análisis de sensibilidad, es decir, un escalón de magnitud 1 % respecto al valor de V_{ref} en el punto de operación. La única diferencia es que, en este caso, se le agregó a la medición de V_t un ruido blanco Gaussiano tal que la relación señal a ruido fuera más o menos del 5 %. La figura 5.2(a) es el registro original, hecho con un tiempo de muestreo de 10 ms. Las figuras 5.2(b) y 5.2(c), son el mismo registro anterior, pero tras haber pasado los datos por un filtro Butterworth de quinto orden, con frecuencia de corte cercana a los 10 Hz para la primera y 6Hz para la segunda. Estas frecuencias de corte son aceptables, teniendo en cuenta que la constante de tiempo del generador en circuito abierto es en general grande (en nuestro caso particular 7s), pero adicionalmente, teniendo en cuenta que la validez de los modelos de la IEEE puede llegar hasta los $6Hz$. Matlab, tiene muchas rutinas para realizar ese filtrado, solo es necesario introducirle como argumentos los datos recopilados, el tipo de filtro y el ancho de banda que se quiere filtrar.

Vemos en la Figura 5.2(a) que tratar de estimar el tiempo de asentamiento es muy incierto, ya que el ruido no permite ver donde se asienta el sistema. Es más confiable trabajar con las señales filtradas, a pesar de que el tiempo de asentamiento se pueda distorsionar un poco.

Implementando un algoritmo que tomaba las muestras registradas para estos datos, y trataba de ver más o menos en qué momento se asentaba el sistema, se encontró para la señal de la Figura 5.2(b) un tiempo de asentamiento de asentamiento de 4.1 s, y para la señal de la Figura 5.2(c) un tiempo de asentamiento de 2.1 s. El tiempo de asentamiento "verdadero" del sistema, el cual se puede calcular aplicando el algoritmo mencionado al sistema sin ruido es de 1.8 s. En [7], donde se calcula el tiempo de asentamiento con una inspección visual para este mismo sistema, este se estima en 4 s. Es evidente entonces la ventaja de utilizar un registro filtrado de la respuesta al escalón.

A pesar de que el tiempo de asentamiento verdadero se conoce en este caso, por tratarse de un sistema simulado, los parámetros de la PRBS se calcularon suponiendo que se había hecho una estimación para este de 2.1 s, gracias al filtro Butterworth con frecuencia de corte en 6 Hz (que es el rango de validez para los modelos de la IEEE).

Por medio de un proceso de prueba y error, el mejor conjunto de parámetros para la PRBS, que se pudo construir fue:

$$n_r = 10 \quad , \quad T_{sw} = 0{,}3s$$

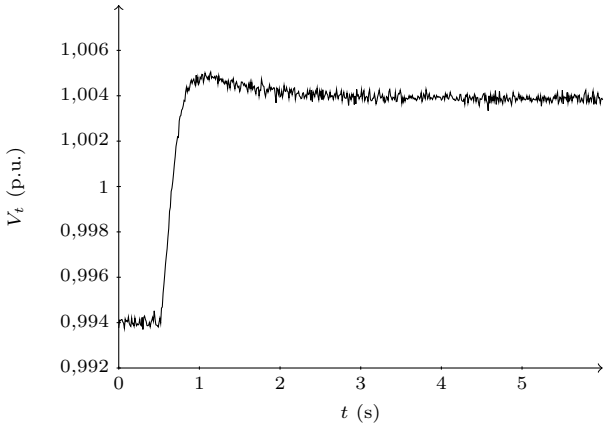
En ese caso, el ancho de banda de la PRBS viene a ser:

$$0{,}02 \leq \omega \leq 9{,}33 \qquad (rad/s)$$

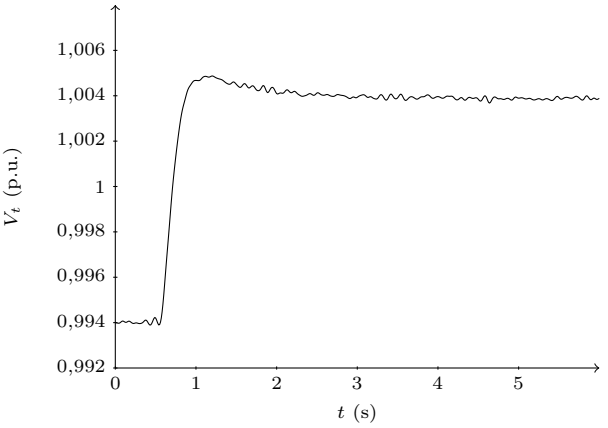
Y,

$$n_r T_{sw} = 3s$$

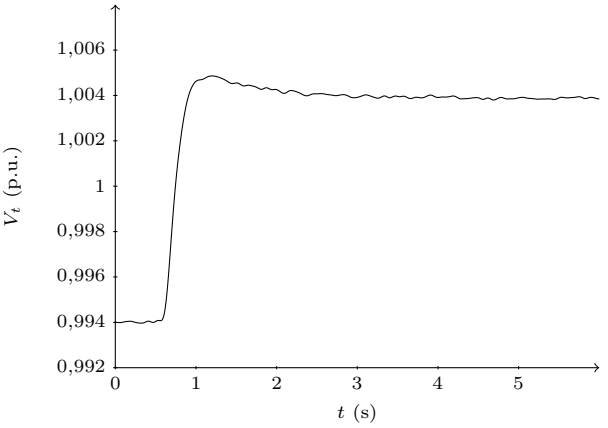
Fig. 5.1: Registros de una prueba al escalón del sistema a identificar



(a) Registro original (tiempo de muestreo de 10 ms)



(b) Filtrada con $f_c = 10Hz$

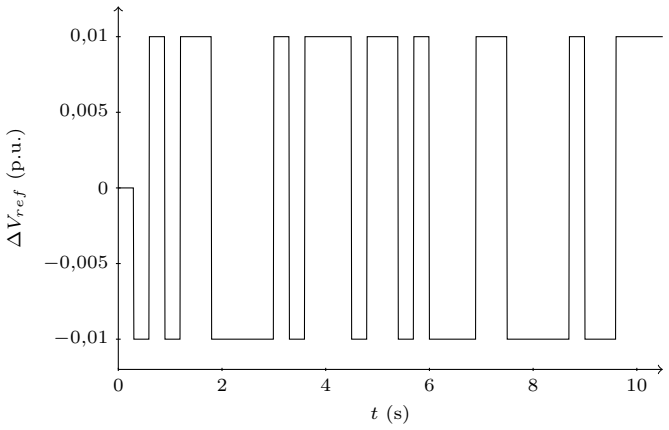


(c) Filtrada con $f_c = 6Hz$

Igualmente, queda determinada la longitud de la PRBS. La PRBS es una señal periódica, y la longitud hace referencia a su periodo, que es el momento en que la secuencia de bits se repite, ya que todas las combinaciones posibles se han dado. Usualmente, si la identificación de un sistema se hace inyectándole como perturbación una PRBS, se suele inyectar al menos un periodo completo de esta; esto significa que el experimento de identificación suele tener una duración por lo menos igual a la longitud de la PRBS. La longitud de la PRBS está dada por $(2^{n_r}-1)T_{sw}$. Con los parámetros escogidos, esta longitud viene a ser de 306.9 s, y esa debería ser la duración mínima de nuestros experimentos de identificación.

Por otro lado, el la práctica, se suelen recopilar datos, por una parte, para estimar los modelos (la identificación como tal), y por otra, para posteriores validaciones de los modelos estimados con el primer grupo de datos. Aunque para la obtención de cada grupo de datos se pueden hacer experimentos diferentes, lo que también se hace con frecuencia es partir en dos los datos recopilados en un mismo experimento. Teniendo en cuenta lo anterior, se decidió que la duración total de la perturbación (la duración del experimento de identificación) fuera de 600 s: los datos recopilados durante el primer ciclo completo de la PRBS, los primeros 306.9 s, se usarían para estimación (aplicación de los métodos de identificación), el resto quedaría registrado para posteriores validaciones del modelo estimado con los datos de los primeros 306.9 s. En la Figura 5.2 se ve una parte de la PRBS que se usó en este trabajo. En la Figura 5.3 se muestra una parte de la respuesta del voltaje terminal a esta PRBS.

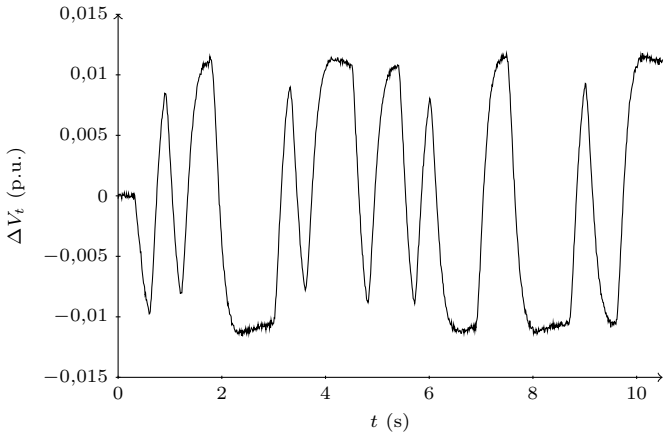
Fig. 5.2: PRBS inyectada al sistema para identificación



5.1.2. *Tiempo de muestreo y mediciones*

Ya se había señalado que las señales a medir serían el voltaje terminal V_t, y el voltaje en la referencia, V_{ref}. Como tiempo de muestreo, es necesario escoger uno no tan grande, para no dejar escapar las dinámicas rápidas del sistema, pero tampoco tan pequeño, como para que se puedan producir problemas numéricos en los algoritmos por causa del ruido. En este caso se usará el mismo tiempo de muestreo sugerido en [7], de 10 ms, el cuál se sugiere teniendo en cuenta que típicamente la constante de tiempo más rápida del sistema, la del transductor, está alrededor de los 20 ms (en nuestro caso particular es de 32 ms, pero como se

Fig. 5.3: Respuesta del voltaje terminal a la PRBS



supone que no sabríamos esto en la realidad, hay que razonar de esta manera).

5.1.3. *Tratamiento continuo-discreto*

Lo que se desea es estimar una función de transferencia $G(s)$ continua desde V_{ref} hasta V_t de la forma (4.4). Sin embargo, en la práctica, hay que trabajar con datos muestreados, y de hecho los métodos paramétricos están diseñados para estimar funciones de transferencia discretas. La aproximación general es entonces convertir la función de transferencia continua que se desea estimar en una discreta $H(z)$ por medio de alguno de los métodos conocidos: retenedor de orden cero "zoh", retenedor de primer orden "foh", la aproximación bilinear, el ajuste de polos y ceros, etc. Se aplica entonces el método de identificación escogido, con el cuál se estima $H(z)$. Luego, a esa $H(z)$, se le aplica la transformación inversa correspondiente para obtener una estimación de $G(s)$.

Como la señal de entrada, la PRBS, es una señal constante a pedazos, la elección apropiada es el retenedor de orden cero "zoh". Transformando nuestra función de transferencia continua $G(s)$ de la ecuación (4.4) con este método, se obtiene una función de transferencia discreta de cuarto orden de la siguiente forma:

$$H(z) = \frac{\tilde{b_1} z^{-1} + \tilde{b_2} z^{-2} + \tilde{b_3} z^{-3} + \tilde{b_4} z^{-4}}{1 + \tilde{a_1} z^{-1} + \tilde{a_2} z^{-2} + \tilde{a_3} z^{-3} + \tilde{a_4} z^{-4}} \tag{5.2}$$

Al método de identificación que escojamos, le pediremos entonces que estime una función de transferencia con la estructura de (5.2), y el resultado que nos arroje, debe entonces ser transformado con la transformación "zoh" inversa. El comando "d2c" en Matlab, implementa por defecto la transformación "zoh" inversa; lo único que hay que introducirle son los coeficientes del numerador y el denominador determinados por el método de identificación para la estructura (5.2).

5.1.4. *Método de identificación*

Como ya se había señalado, se usará para identificar una función de transferencia desde V_{ref} hasta V_t, a partir de las mediciones de entrada-salida, el

método del error de predicción PEM. En particular, se escogió la estructura ARMAX (Auto Regresive Moving Average with Exogenous Input), que es una estructura apropiada para la mayoría de las aplicaciones si se escogen los órdenes suficientes. En este caso, podemos considerar apropiados los órdenes de $G(s)$ (y por tanto los de $H(z)$) en base a que se trata de una linealización del modelo IEEE alrededor del punto de operación. En general, la estructura ARMAX tiene la siguiente forma:

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + C(q^{-1})e(k) \tag{5.3}$$

Donde $y(k)$ sería la secuencia de muestras discretas medidas de la salida, $u(k)$ la secuencia de muestras discretas de la entrada, y $e(k)$ vendría a ser una secuencia discreta de ruido blanco. El operador q^{-1} es el operador lineal de retardo:

$$q^{-1}f(k) = f(k-1) \quad , \quad q^{-n}f(k) = f(k-n)$$

En nuestro caso particular, como lo que se desea es estimar una función de transferencia discreta con la estructura de (5.2), tendríamos:

$$A(q^{-1}) = 1 + \tilde{a_1}q^{-1} + \tilde{a_2}q^{-2} + \tilde{a_3}q^{-3} + \tilde{a_4}q^{-4} \tag{5.4}$$
$$B(q^{-1}) = \tilde{b_1}q^{-1} + \tilde{b_2}q^{-2} + \tilde{b_3}q^{-3} + \tilde{b_4}q^{-4} \tag{5.5}$$

El polinomio $C(q^{-1})$, el modelo del ruido en la estructura ARMAX, normalmente se escoge con un orden igual al número de polos del sistema, es decir, del mismo orden de $A(q^{-1})$. Tenemos entonces:

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + c_2q^{-2} + c_3q^{-3} + c_4q^{-4} \tag{5.6}$$

En Matlab, la *System Identification Toolbox* tiene el comando "armax", al cual solo es necesario introducirle como argumentos los datos registrados de entrada-salida $u(k)$ y $y(k)$, y el orden de los polinomios A, B y C, y automáticamente, por medio de una rutina iterativa, se halla el juego de coeficientes $\tilde{a}_i$, $\tilde{b}_i$, y c_i, tal que la suma de los cuadrados de los errores de predicción resultantes (la varianza de los errores de predicción) sea minimizada.

5.1.5. Medición de la consistencia

Tratamos ahora lo que tiene que ver con la "medición" de la consistencia del sistema (4.5) que resulte de poner al lado izquierdo de los iguales los valores obtenidos para los coeficientes de la función de transferencia $G(s)$, b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0, por medio de un proceso de identificación.

En la sección 4.3 se halló la función de consistencia. Se encontró que si el sistema (4.5) fuera perfectamente consistente, al evaluar la función de consistencia con los valores obtenidos para b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0 esta operación debería arrojar un cero exacto. La evaluación misma de la función de consistencia de la ecuación (4.10) parecería entonces una elección adecuada para "medir" o "valorar" la consistencia: para los coeficientes que obtengamos, podríamos evaluarla y ver si el resultado da más o menos cero, o suficientemente pequeño. Sin embargo, "cero" no es muy apropiado como referencia en este caso, porque en realidad no se puede decir si nos encontramos cerca o lejos de cero (y por tanto cerca o lejos de la consistencia), ya que ningún número se puede relativizar respecto a cero, y esto debido a que no se puede dividir por cero. Por lo tanto no podemos decir

si nos encontramos dentro de un 1, 10, o 1000 % de cero cuando obtenemos un valor cualquiera para la función de consistencia. Es más conveniente, por tanto, desarrollar mediciones de la consistencia interpretables en términos relativos.

Se desarrollaron dos indicadores de consistencia basados en dos aproximaciones diferentes. Uno está basado en la estrategia comúnmente usada de solución numérica de un sistema sobredeterminado inconsistente por medio de la técnica de los mínimos cuadrados; el otro se derivó directamente a partir de la misma función de consistencia.

5.1.5.1. Índice de Consistencia 1

Cuando se tiene un sistema de ecuaciones sobredeterminado inconsistente, una técnica comúnmente usada para encontrar una solución numérica aproximada es la técnica de los mínimos cuadrados. Como no se puede encontrar una solución tal que cada una de las ecuaciones del sistema sobredeterminado se cumpla a la perfección (ya que el sistema es inconsistente), lo que se trata entonces es de minimizar la suma de los errores cuadráticos en cada ecuación.

Volvamos a replantear el sistema de 7 ecuaciones con 6 incógnitas (4.5) de manera más simple:

$$b_2 = f_1(P) \tag{5.7a}$$
$$b_1 = f_2(P) \tag{5.7b}$$
$$b_0 = f_3(P) \tag{5.7c}$$
$$a_3 = f_4(P) \tag{5.7d}$$
$$a_2 = f_5(P) \tag{5.7e}$$
$$a_1 = f_6(P) \tag{5.7f}$$
$$a_0 = f_7(P) \tag{5.7g}$$
$$P = [K_r, T_r, K_a, T_a, K_f, T_f] \tag{5.7h}$$

La solución a este sistema por mínimos cuadrados es aquél vector de parámetros P^*_{mc} que minimiza el error cuadrático:

$$\begin{aligned} E = &(b_2 - f_1(P))^2 + (b_1 - f_2(P))^2 + (b_0 - f_3(P))^2 + (a_3 - f_4(P))^2 \\ &+ (a_2 - f_5(P))^2 + (a_1 - f_6(P))^2 + (a_0 - f_7(P))^2 \end{aligned} \tag{5.8}$$

Es decir, es el grupo de parámetros K^*_r, T^*_r,K^*_a, T^*_a,K^*_f, T^*_f , cuyas f_i son las que más se acercan a los valores deseados b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0 (que supuestamente se obtuvieron de la estimación de $G(s)$ por medio del proceso de identificación) en el sentido de mínimos cuadrados.

Agrupemos los f_i correspondientes a P^*_{mc} en un vector F^*_{mc}:

$$F^*_{mc} = [f_1(P^*_{mc}), f_2(P^*_{mc}), f_3(P^*_{mc}), f_4(P^*_{mc}), f_5(P^*_{mc}), f_6(P^*_{mc}), f_7(P^*_{mc})] \tag{5.9}$$

Y agrupemos también en un vector los coeficientes obtenidos del proceso de identificación:

$$\text{Vector de Coeficientes Obtenidos} = [b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0] \tag{5.10}$$

Obtenemos nuestro índice de consistencia 1 de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} I_{C1} &= 100\frac{\|[b_2, b_1, ..., a_0] - F^*_{mc}\|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \\ &= 100\frac{\|[b_2 - f_1(P^*_{mc}), b_1 - f_2(P^*_{mc}), ..., a_0 - f_7(P^*_{mc})]\|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \end{aligned} \tag{5.11}$$

Vemos que este indicador de consistencia es la distancia euclidiana del vector de coeficientes obtenidos para $G(s)$ por medio del proceso de identificación respecto al vector de coeficientes que corresponderían a la solución del sistema por mínimos cuadrados (los f_i de P^*_{mc}), relativa al tamaño euclidiano del vector de coeficientes obtenidos por medio del proceso de identificación. Ahora, si tenemos en cuenta que el error cuadrático de (5.8) es justamente la distancia euclidiana entre $[b_2, b_1, ..., a_0]$ y $F(P)$ (al cuadrado), y P^*_{mc} es quien minimiza esa expresión, P^*_{mc} es el P cuya F es la más cercana a $[b_2, b_1, ..., a_0]$ en sentido euclidiano; por otro lado, cualquier posible conjunto de coeficientes $[b_2, b_1, ..., a_0]$ que sí fuera perfectamente consistente sería el F de algún P (donde P es alguna de sus soluciones). Esto significa que los componentes de F^*_{mc} definirían el sistema consistente de la forma (4.5) más cercano, en sentido euclidiano, al sistema no consistente de la forma (4.5) definido por los coeficientes realmente obtenidos por medio del proceso de identificación $[b_2, b_1, ..., a_0]$. Entonces, podemos interpretar nuestro índice de consistencia 1 como la distancia, relativa a su norma, de $[b_2, b_1, ..., a_0]$ (el vector de los coeficientes de la $G(s)$ estimada) respecto la región (o conjunto) de todos los posibles juegos de coeficientes que sí son consistentes. Ese conjunto de juegos de coeficientes consistentes estaría dado por la ecuación (4.10), la función de consistencia igualada a cero. Así las cosas, si obtenemos, por ejemplo, un resultado para el índice de consistencia 1 de 10, significaría que la región de todos los coeficientes consistentes, o la región de consistencia, está alejada un 10 % de la norma del vector de los coeficientes que realmente hemos obtenido. En la Figura 5.4 esto puede resultar más claro.

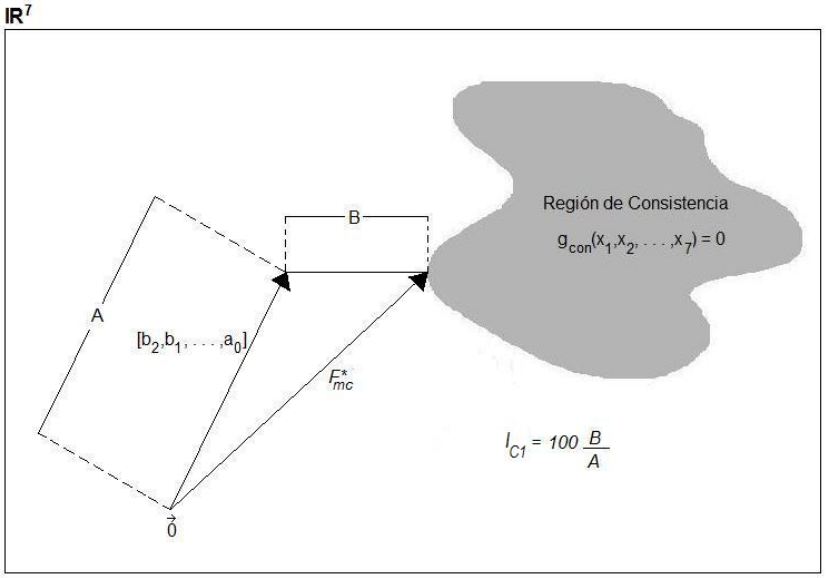
En resumen, en la práctica lo que haríamos sería lo siguiente: llevaríamos a cabo un proceso de identificación del cual obtendríamos una estimación para la función de transferencia $G(s)$ para el sistema, desde V_{ref} hasta V_t. Tomaríamos los coeficientes de esa función de transferencia b_2, b_1,...,a_0 y resolveríamos por mínimos cuadrados el sistema dado por (4.5), obteniendo una estimación para los parámetros P^*_{mc}. Luego, para esa solución P^*_{mc}, hallaríamos su F correspondiente, F^*_{mc}. Tomaríamos entonces los componentes de F^*_{mc}, las f_i, los coeficientes de la función de transferencia $G(s)$ estimada, b_2, b_1,...,a_0 y hallaríamos el índice de consistencia 1 de acuerdo a la ecuación (5.11).

5.1.5.2. Índice de Consistencia 2

El otro índice de consistencia con el que se trabajó se derivó directamente a partir de la expresión obtenida para la función de consistencia en (4.10). Concretamente, se trata de una especie de "reformulación" de la relación matemática entre los coeficientes de la función de transferencia dada por la función de consistencia g_{con}, pero en términos relativos, de manera que los valores que arroja son más interpretables en cuanto a si nos encontramos cerca o lejos de la consistencia comparado con la simple evaluación de g_{con}.

La relación matemática entre los coeficientes de la $G(s)$ obtenida, b_2, b_1,...,a_0, para que el sistema (4.5) (o (5.7)) sea consistente es, como ya se ha mencionado,

Fig. 5.4: Interpretación gráfica de I_{C1}



originalmente de la forma:

$$g_{con}\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0\right) = 0$$

Sin embargo, esta relación matemática entre los coeficientes puede replantearse de varias maneras. En particular, algunos de los coeficientes pueden ser despejados en función de los otros. Observando la forma específica de g_{con} en (4.10), se ve que a_0 (y en realidad, cualquiera de los coeficientes del denominador de $G(s)$) se puede despejar fácilmente. Despejando entonces a_0 en función de los demás seis coeficientes, la relación matemática entre los coeficientes para que el sistema (4.5) sea consistente, dada originalmente por $g_{con} = 0$, también es equivalente a una de la forma:

$$a_0 = \varphi\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1\right)$$

Específicamente:

$$\begin{aligned}
&\varphi\left(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1\right) = \\
&\{\, a_1 b_1 b_2^2 + \beta^2 b_1^2 b_2 + a_3 b_0 b_1 b_2 - 4\beta b_0 b_1 b_2 + 4\beta a_3 b_0 b_2^2 - 2 b_0 b_2^2 a_2 + \beta b_1^3 - \\
&b_0 b_1^2 - \beta a_3 b_1^2 b_2 - 4\beta^2 b_0 b_2^2 + 2 b_2^2 \beta^3 \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} - 2 b_0 b_2 \beta \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} + \\
&\sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)}\beta b_1^2 + \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} a_3 b_0 b_2 - \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} a_1 b_2^2 - \\
&\sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} b_0 b_1 + 2 b_0^2 b_2 + 2 b_2^2 a_2 \beta \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} - 2 b_2^2 \beta^2 a_3 \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)} + \\
&\sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)}\beta^2 b_1 b_2 - \sqrt{(b_1^2 - 4 b_0 b_2)}\beta a_3 b_1 b_2 \,\} * \frac{1}{2 b_2^3}
\end{aligned} \tag{5.12}$$

Entonces, si el sistema (4.5) es perfectamente consistente, a_0 debe guardar esa relación con el resto de los coeficientes. Esto es algo que ya se había señalado en la sección 4.3. Ya en la realidad, a_0 no será nunca perfectamente igual a $\varphi(b_2, b_1, ..., a_1)$, pero ya se tiene una referencia de lo que debería ser a_0 para que el sistema sea perfectamente consistente, una referencia distinta de cero. Tenemos entonces nuestro índice de consistencia 2 inicialmente como:

$$I_{C2} = 100 \left| 1 - \frac{\varphi(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1)}{a_0} \right| \tag{5.13}$$

Un valor para este indicador de 10 significaría que a_0 está alejado un 10 %, relativo a su valor, de la relación que idealmente guardaría con el resto de los parámetros en caso de perfecta consistencia.

Podemos trabajar con este indicador de consistencia tal como se encuentra en la ecuación (5.13); no obstante, este indicador tiene una solución numérica aproximada asociada, así como una interpretación geométrica con relación a la región de consistencia, análogas estas dos a las del índice de consistencia 1, de tal manera que teniendolas en cuenta se puede modificar un poco la ecuación (5.13) para que quede dentro del mismo "formato" del índice de consistencia 1.

Consideremos de nuevo el sistema de ecuaciones (5.7). Supongamos que al evaluar el índice de consistencia de la ecuación (5.13) encontramos que el sistema está muy cerca de la consistencia, un sistema prácticamente consistente. Si el sistema es prácticamente consiente, no habrá mucho problema en tratar de "solucionarlo" tomando solo 6 de las 7 ecuaciones y *resolviendo* (esto sí en sentido literal) el sistema resultante de 6 ecuaciones con 6 incógnitas; debido a su semi-consistencia, al cumplir con las 6 usadas automáticamente cumplirá con la que no se usó dentro de un error despreciable. Supongamos entonces que solucionamos el sistema de ecuaciones (5.7) utilizando las 6 primeras ecuaciones y dejando por fuera la 7, que es justamente la de a_0. Consideremos a esa solución una estimación de los parámetros, denotada por $P^*_{6/7}$, donde el subíndice $6/7$ significa que hemos usado 6 de las 7 ecuaciones para hacer esta estimación (ya sabemos que las 6 primeras del sistema (5.7)). Hallemos ahora el índice de consistencia que "correspondería" a $P^*_{6/7}$ bajo el "mismo esquema" del índice de consistencia 1 en la ecuación (5.11), es decir:

$$I_{CP^*_{6/7}} = 100 \frac{\left\| [b_2, b_1, ..., a_0] - F^*_{6/7} \right\|}{\| [b_2, b_1, ..., a_0] \|} \tag{5.14}$$

Donde $F^*_{6/7}$, sería el vector de f_i's de la estimación de los parámetros $P^*_{6/7}$:

$$F^*_{6/7} = \left[f_1(P^*_{6/7}), f_2(P^*_{6/7}), f_3(P^*_{6/7}), f_4(P^*_{6/7}), f_5(P^*_{6/7}), f_6(P^*_{6/7}), f_7(P^*_{6/7}) \right] \tag{5.15}$$

Mejor dicho, todo dentro del mismo formato del índice de consistencia 1, pero ya no usando P^*_{mc} sino $P^*_{6/7}$. Ahora, teniendo en cuenta que $P^*_{6/7}$ se obtuvo solucionando (en el sentido literal de la palabra) el sistema de 6 ecuaciones con 6 incógnitas determinado por las 6 primeras ecuaciones de (5.7), se puede hacer

la siguiente reducción para la expresión (5.14):

$$\begin{aligned} I_{CP^*_{6/7}} &= 100\frac{\left\|\left[b_2 - f_1(P^*_{6/7}), b_1 - f_2(P^*_{6/7}), ..., a_0 - f_7(P^*_{6/7})\right]\right\|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \\ &= 100\frac{\left\|\left[0, 0, ..., a_0 - f_7(P^*_{6/7})\right]\right\|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \\ &= 100\frac{\left|a_0 - f_7(P^*_{6/7})\right|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \end{aligned} \tag{5.16}$$

Si el sistema fuera perfectamente consistente tendríamos también que $a_0 - f_7(P^*_{6/7}) = 0$, o $a_0 = f_7(P^*_{6/7})$. Igualmente tendríamos que $a_0 = \varphi\,(b_2, b_1, ..., a_1)$. Vemos entonces que $f_7(P^*_{6/7}) = \varphi\,(b_2, b_1, ..., a_1)$ y por lo tanto:

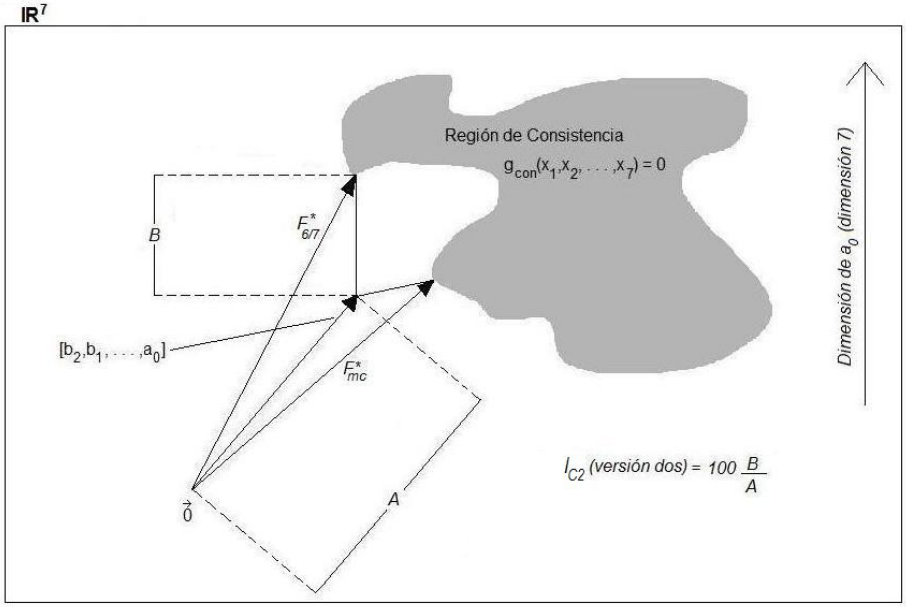
$$\begin{aligned} I_{CP^*_{6/7}} &= 100\frac{\left|a_0 - f_7(P^*_{6/7})\right|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \\ &= 100\frac{|a_0 - \varphi\,(b_2, b_1, ..., a_1)|}{|a_0|}\,\frac{|a_0|}{\|[b_2, b_1, ..., a_0]\|} \end{aligned} \tag{5.17}$$

Entonces, el índice de consistencia 2 como lo teníamos inicialmente en (5.13) y esta última expresión de (5.17) están relacionados solo por una constante, la cual se halla con los valores de los coeficientes de la función de transferencia estimada. Se podría decir que son dos versiones, a diferente escala, del mismo indicador. Desde este punto de vista, se puede asociar el índice de consistencia 2 de la ecuación (5.13) a la solución numérica aproximada del sistema (5.7) $P^*_{6/7}$(que es también una estimación de los parámetros del sistema de excitación).

Igualmente, se le puede dar al índice de consistencia 2 una interpretación gráfica similar a la del índice de consistencia 1. En su forma de la ecuación (5.13), el índice de consistencia 2 es lo que debería cambiar el a_0 obtenido, relativo a su valor, y sin mover los valores obtenidos para los otros coeficientes, para que el sistema (5.7) fuera perfectamente consistente; en su forma de la ecuación (5.14) es lo mismo, pero relativo a la norma del vector de todos los coeficientes obtenidos, $[b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1, a_0]$. En otras palabras, es la distancia (en términos relativos) de lo obtenido a la región de consistencia en la dimensión de a_0 (la dimensión siete en este caso). En la Figura 5.5 está presentada la interpretación gráfica del índice de consistencia 2 en su forma de la ecuación (5.14), que es la que finalmente usaremos, ya que tiene el mismo formato del índice de consistencia 1.

En resumen, lo que haríamos en la práctica sería lo siguiente: llevar a cabo un proceso de identificación con el que estimamos una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t; luego, con los coeficientes de esa $G(s)$, hallaríamos una "medida" de la consistencia del sistema (4.5) evaluando o bien la expresión (5.13), o bien la (5.14) (que es equivalente pero escalada). Para evaluar la expresión (5.13) necesitamos evaluar primero $\varphi\,(b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1)$, dada por la ecuación (5.12). Para evaluar la expresión (5.14) necesitamos primero resolver el sistema determinado por las 6 primeras ecuaciones de (4.5), obteniendo con ello $P^*_{6/7}$; luego, a ese $P^*_{6/7}$ le hallaríamos el vector de sus f_i's, $F^*_{6/7}$, y ya con eso, y los coeficientes de $G(s)$, podemos entonces sí calcular (5.14).

Fig. 5.5: Interpretación gráfica de I_{C2} en su versión de la ecuación (5.14)



En este trabajo la expresión que se usará finalmente para el índice de consistencia 2 será la de la ecuación (5.14). Esto lo hacemos así no solo para que los dos índices de consistencia con los que se trabajará tengan el mismo formato, sino también para que de ese modo sea más fácil asociarle lo que más adelante llamamos un "índice de acierto".

5.1.6. Medición del Acierto

Lo que queremos en este análisis estadístico de la consistencia es comprobar, llevando a cabo identificaciones, si, de estimaciones de $G(s)$, entre "más consistente" es el sistema resultante de la forma (4.5), mejores estimaciones se obtienen de los parámetros reales del sistema mediante solución numérica aproximada de ese sistema no consistente; o si por el contrario, realmente una cosa no tiene mucho (o nada) que ver con la otra, en cuyo caso sería mejor enfocar la metodología por un camino completamente diferente, un camino más acorde a los resultados reales. Como en este caso estamos trabajando con un sistema simulado, y contamos con los valores "reales" de los parámetros a identificar, podemos observar, y valorar, que tan buena es la estimación que se haga producto de las resoluciones aproximadas que se hagan del sistema (4.5). La valoración de esas estimaciones se llevaría a cabo mediante el cálculo de lo que se llamó "índices de acierto", un número que nos dijera que tan "acertada" era esa estimación. Se construyeron dos indicadores de acierto, uno para cada uno de los dos índices de consistencia.

5.1.6.1. Estructura general del índice de acierto

Supongamos que hacemos una estimación P^* para el vector de parámetros:

$$P^* = \left[K_r^*, T_r^*, K_a^*, T_a^*, K_f^*, T_f^*\right] \tag{5.18}$$

Donde $K_r^*, T_r^*, K_a^*, T_a^*, K_f^*, T_f$ son las estimaciones que hemos encontrado para los 6 parámetros del sistema de excitación que deseamos identificar. Por otro lado, el vector de parámetros reales sería:

$$P = [K_r, T_r, K_a, T_a, K_f, T_f] \tag{5.19}$$

Pensando en los parámetros como un "grupo" de valores, y que una buena estimación de ellos correspondería a una buena estimación del "grupo", se pensó, desde esta perspectiva, que el indicador de acierto debería ser de naturaleza vectorial. Así, surge como primera idea que el indicador de acierto sea una medida de la distancia relativa entre el vector de parámetros estimados P^*, y el vector de parámetros verdaderos, P. Inicialmente tenemos:

$$I_A = 100\frac{\|P - P^*\|}{\|P\|} \tag{5.20}$$

$$= 100\frac{\left\|\left[K_r - K_r^*, T_r - T_r^*, ..., T_f - T_f^*\right]\right\|}{\|[K_r, T_r, ..., T_f]\|} \tag{5.21}$$

Sin embargo, el indicador en esta forma tiene el inconveniente de que trata por igual valores que se mueven dentro de distintos órdenes de magnitud, dentro de diferentes escalas. El error en el (o los) parámetro (parametros) de mayor orden de magnitud absorbería todo el significado del indicador. Lo que se puede hacer entonces es normalizar cada uno de los parámetros individualmente respecto a una referencia, conservando la naturaleza vectorial del indicador. En este caso, podemos tomar como referencia para cada parámetro los valores nominales, que son también los valores reales que queremos identificar. Procederíamos entonces a modificar P^* y P por sus versiones normalizadas:

$$P_{norm}^* = \left[\frac{K_r^*}{K_r}, \frac{T_r^*}{T_r}, \frac{K_a^*}{K_a}, \frac{T_a^*}{T_a}, \frac{K_f^*}{K_f}, \frac{T_f^*}{T_f}\right] \tag{5.22}$$

$$P_{norm} = [1, 1, 1, 1, 1, 1] \tag{5.23}$$

Y conservando la misma estructura vectorial de (5.20), nuestro indicador de acierto sería finalmente:

$$I_A = 100\frac{\|P_{norm} - P_{norm}^*\|}{\|P_{norm}\|} \tag{5.24}$$

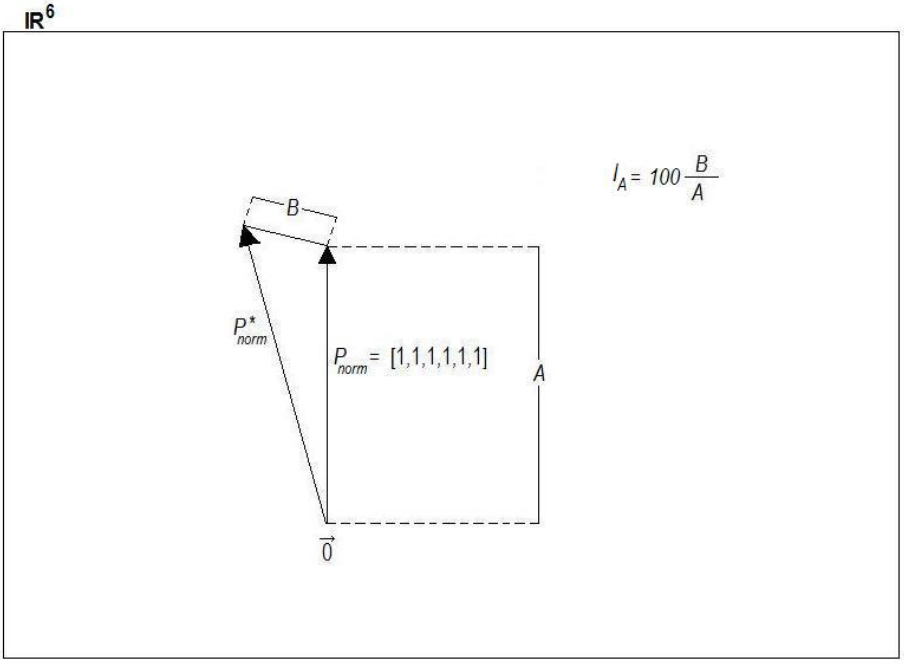
$$= 100\frac{\left\|\left[1 - \frac{K_r^*}{K_r}, 1 - \frac{T_r^*}{T_r}, ..., 1 - \frac{T_f^*}{T_f}\right]\right\|}{\|[1, 1, ..., 1]\|} \tag{5.25}$$

$$= \sqrt{\frac{\left\{100 - 100\frac{K_r^*}{K_r}\right\}^2 + \left\{100 - 100\frac{T_r^*}{T_r}\right\}^2 + ... + \left\{100 - 100\frac{T_f^*}{T_f}\right\}^2}{6}} \tag{5.26}$$

El hecho de normalizar y obtener un vector de solo 1's simplifica los cálculos. El indicador de acierto se convierte de esta manera en la raíz del promedio de los

errores cuadráticos relativos. En la Figura 5.6 se encuentra una representación gráfica de la situación. Si obtuviésemos para este indicador un valor de 3 %, significaría que nuestra estimación está en algún lugar de la hiperesfera (de seis dimensiones) de radio 3 % de la norma del vector de parámetros reales normalizado (solo 1's) alrededor de ese mismo vector.

Fig. 5.6: Interpretación gráfica del índice de acierto en general



5.1.6.2. Índice de acierto 1

Ahora, cada índice de consistencia se trabajaría junto con un correspondiente índice de acierto. Para hallar el índice de consistencia 1 es necesario resolver por mínimos cuadrados el sistema (4.5), obteniendo con ello una estimación para los parámetros P^*_{mc}. Parece entonces natural que el índice de acierto que mejor se asocia al índice de consistencia 1 es aquél en que P^* es P^*_{mc}. Por lo tanto nuestro índice de acierto 1 es:

$$I_{A1} = 100\frac{\|[1,1,...,1] - P^*_{mcn}\|}{\sqrt{6}} \tag{5.27}$$

Donde P^*_{mcn} es P^*_{mc} normalizado según (5.22).

5.1.6.3. Índice de acierto 2

Por otro lado, para hallar el índice de consistencia 2 es necesario resolver el sistema de 6 ecuaciones con 6 incógnitas definido por las 6 primeras ecuaciones de (4.5), obteniendo con ello una estimación de los parámetros $P^*_{6/7}$. Parece

natural que el índice de acierto que mejor se asocia al índice de consistencia 2 es aquél en que P^* es $P^*_{6/7}$. Por lo tanto nuestro índice de acierto 2 es:

$$I_{A2} = 100\frac{\left\|[1,1,...,1] - P^*_{6/7n}\right\|}{\sqrt{6}} \tag{5.28}$$

Donde $P^*_{6/7n}$ es $P^*_{6/7}$ normalizado según (5.22).

Obviamente, a diferencia de lo que ocurre con los índices de consistencia, en la práctica no podría calcularse ninguno de los dos índices de acierto, ya que no se conocería el vector de parámetros reales P. En nuestro caso particular con sistema simulado podemos hacerlo para lograr ver y comprobar la validez de eventuales estimaciones que se hagan solucionando de forma aproximada el sistema inconsistente (4.5).

En resumen, para calcular el índice de acierto 1: identificamos una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t; con sus coeficientes, queda definido entonces un sistema de ecuaciones de la forma (4.5) el cual resolvemos por mínimos cuadrados, obteniendo con ello una solución aproximada y una estimación de los parámetros del sistema de excitación P^*_{mc}. Con el resultado para P^*_{mc} calculamos la expresión (5.27).

Para calcular el índice de acierto 2: identificamos una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t; con sus coeficientes, queda definido entonces un sistema de ecuaciones de la forma (4.5) al cual le hallamos una solución aproximada y una estimación de los parámetros $P^*_{6/7}$, la cual se obtiene resolviendo el subsistema determinado por sus 6 primeras ecuaciones. Con el resultado para $P^*_{6/7}$ calculamos la expresión (5.28).

5.1.7. *Índice de ajuste*

En la práctica, tras la identificación de un modelo, muchas veces este se suele validar contra un grupo de datos entrada-salida diferentes a los usados en la estimación del mismo. Principalmente, lo que se hace es observar que el modelo identificado reproduzca satisfactoriamente, al serle aplicada la entrada de esos datos de validación, la salida registrada en esos mismos datos de validación. En la mayoría de los casos esta comparación se hace simplemente de forma visual; no obstante, la *Sistem Identification Toolbox* (SIT) de Matlab ofrece la posibilidad de calcular un indicador numérico que mide que tan bien el modelo identificado reproduce los datos para validación. Ese indicador se llama "fit" (ajuste).

Adicionalmente, otro criterio que también se puede usar para explorar aún más la posible validez de un modelo identificado, está basado en lo que se conoce como "análisis de los residuos". De nuevo utilizando los datos de validación, lo que se hace en este caso es tomar los datos de entrada, aplicárselos al modelo, y ver los errores de predicción que resultan de comparar la salida registrada con la salida predicha por el modelo (diferente a la salida simulada). Esos errores de predicción son los residuos. Lo que se hace después es verificar que la correlación entre los residuos y la entrada sea baja, así como la autocorrelación de los mismos residuos. Una alta correlación, por ejemplo, entre la entrada y los residuos para un retraso τ, sugeriría que muy probablemente existe una relación lineal entre la entrada retrasada un tiempo τ y la salida que no es contemplada satisfactoriamente por el modelo identificado.

Estos dos criterios, el del "fit" (ajuste) y el de los residuos, son prácticamente a lo único que se puede apelar en la realidad para hacerse una idea de la validez del modelo identificado, y sobre todo para descartar modelos malos. Sin embargo, en nuestro caso, al tratarse de un modelo simulado del cual conocemos los parámetros verdaderos, la validez de cada modelo estimado la podemos observar directamente comparando los valores de los parámetros que de él se pueden derivar contra los valores reales (lo que en últimas busca la identificación). En nuestro caso podemos entonces ver qué tan buena es cada identificación al observar los resultados de los índices de acierto.

No obstante lo anterior, se decidió de todas maneras que en cada identificación del análisis estadístico de la consistencia se registrara el "fit" que calcula la SIT, y que nosotros llamamos "índice de ajuste". Para ello se utilizarían los datos de validación. Recordemos que en la subsección 5.1.1, donde se describió la perturbación de entrada, se dijo que esta tendría una duración de 600 s; que lo registrado en los primeros 306.9 s (el primer periodo de la PRBS) se usaría para estimación, y el resto para posteriores validaciones. En nuestro caso tomaremos lo registrado en los últimos 293.1 s para el cálculo del índice de ajuste.

En cuanto a la estructura matemática de este índice de ajuste, al revisar la documentación de la SIT, se encuentra que este se parece bastante a nuestros índices de consistencia e índices de acierto, debido a que incorpora también la distancia relativa entre dos vectores. Específicamente, el índice de ajuste está dado por:

$$I_{Aj} = 100\left(1 - \frac{\|y_{med} - y_{sim}\|}{\|y_{med} - \bar{y}_{med}\|}\right) \tag{5.29}$$

Donde y_{med} es el vector de mediciones de salida de nuestros datos de validación (en nuestro caso las mediciones que se hagan de la variación del voltaje terminal V_t alrededor del punto de operación durante los últimos 293.1 s del experimento de identificación), y_{sim} es la simulación de esa misma salida que hace el modelo identificado cuando se le introduce la entrada registrada en los datos de validación (en nuestro caso las mediciones que se hagan de la variación del voltaje de referencia V_{ref} alrededor del punto de operación, durante los últimos 293.1 s del experimento de identificación), y $\bar{y}_{med}$ es un vector cuyos componentes son todos iguales a la media de y_{med}.

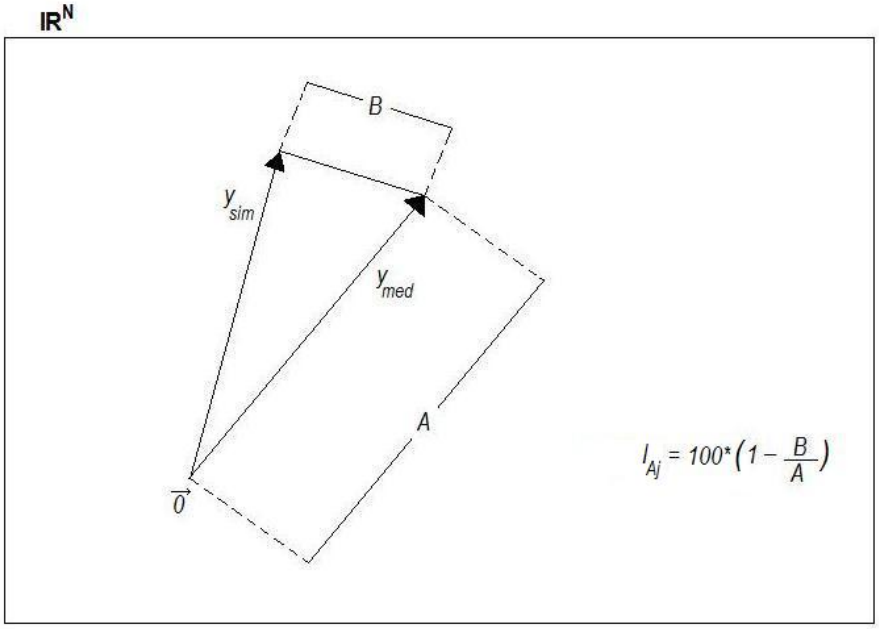
Ahora bien, como con lo que se trabaja es con valores incrementales alrededor de un punto de operación (ya que la $G(s)$ que se estima es un modelo linealizado alrededor del mismo) a las mediciones previamente se les ha sustraído el valor de estado estable. Esto prácticamente equivale a sustraerles la media, ya que la PRBS usada, por ser de pequeña magnitud, excita unas dinámicas muy aproximadamente lineales que oscilan casi simétricamente alrededor del punto de operación. Se puede decir entonces que las mediciones de los valores incrementales alrededor del punto de operación son unas mediciones a las que previamente se les ha sustraído la media. Esto significa que el y_{med} de (5.29) es una medición ya sin la media, o mejor, de media cero. Así, nuestro índice de acierto, en la práctica, quedaría simplemente reducido a:

$$I_{Aj} = 100\left(1 - \frac{\|y_{med} - y_{sim}\|}{\|y_{med}\|}\right) \tag{5.30}$$

Así reducido este indicador, el elemento que se encuentra restando el 1 es algo así como la distancia "vectorial", en términos relativos, entre el vector de mediciones y la correspondiente simulación que de ese mismo vector trata de hacer

el modelo. La Figura 5.7 esquematiza la situación. Allí, N sería el número de muestras en los datos de validación. El mejor valor posible para este indicador sería de 100 (perfecta coincidencia entre lo simulado y lo medido, algo imposible). Entre más se deteriore la coincidencia entre los medido y lo simulado este indicador tendería a menos infinito. En [7] se sugiere que para buenos modelos este valor debería ser mayor a 80.

Fig. 5.7: Interpretación gráfica del índice de ajuste



Ya a la hora del cálculo de (5.30) es importante hacer una aclaración. Podría pensarse que lo que hay que hacer es tomar la $G(s)$ identificada y aplicarle la entrada de los datos de validación para obtener y_{sim}; sin embargo hay que recordar que $G(s)$ determina un sistema inconsistente de la forma (4.5), y una estimación de los parámetros P^* habría que hacerla mediante solución aproximada de ese sistema inconsistente. A partir de esa estimación de parámetros P^* se puede hacer el procedimiento inverso de reconstruir la función de transferencia calculando sus coeficientes del numerador y el denominador, de nuevo, con las ecuaciones de (4.5), pero como el sistema era inconsistente, no se van a obtener los coeficientes originales de la $G(s)$ identificada, y lo que se obtendrá es una $G(s)$ modificada, $\tilde{G}(s)$. Los coeficientes de esa $\tilde{G}(s)$ serían los componentes del vector $F(P^*)$ (el vector de las f_i's de (5.7)). Es a esta $\tilde{G}(s)$ a la que realmente debería introducírsele la entrada de los datos de validación y simular para obtener y_{sim}, porque a ella sí corresponde, de manera exacta, un conjunto de parámetros P^*, mientras que a $G(s)$, por definir un sistema de la forma (4.5) inconsistente, no corresponde de manera exacta ninguno.

Entonces, finalmente, para hallar el índice de acierto: se identifica una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t; para ello en nuestro caso particular se utilizarían los datos de entrada-salida registrados en los primeros 306.9

s del experimento de identificación. Luego, los coeficientes de esa $G(s)$ definirían un sistema inconsistente de la forma (4.5) que resolveríamos de manera aproximada hallando una estimación de los parámetros P^*. Con ese P^* reconstruiríamos la función de transferencia, hallando sus coeficientes, de nuevo, con las ecuaciones (4.5), y obteniendo una nueva función de transferencia $\tilde{G}(s)$. A esa $\tilde{G}(s)$ le aplicaríamos la entrada registrada en los datos de validación (en este caso los datos de entrada registrados en los últimos 293.1 s) y simularíamos para obtener y_{sim}. Con el resultado para y_{sim}, y con lo registrado a la salida en los datos de validación y_{med} calcularíamos (5.30).

Como en nuestro estudio trabajaremos con dos soluciones aproximadas para el sistema (4.5), P^*_{mc} y $P^*_{6/7}$, realmente habría que calcular dos índices de ajuste. El primero de ellos, I_{Aj1}, se calcularía con P^* igual a P^*_{mc}, y el segundo, I_{Aj2}, se calcularía con P^* siendo $P^*_{6/7}$.

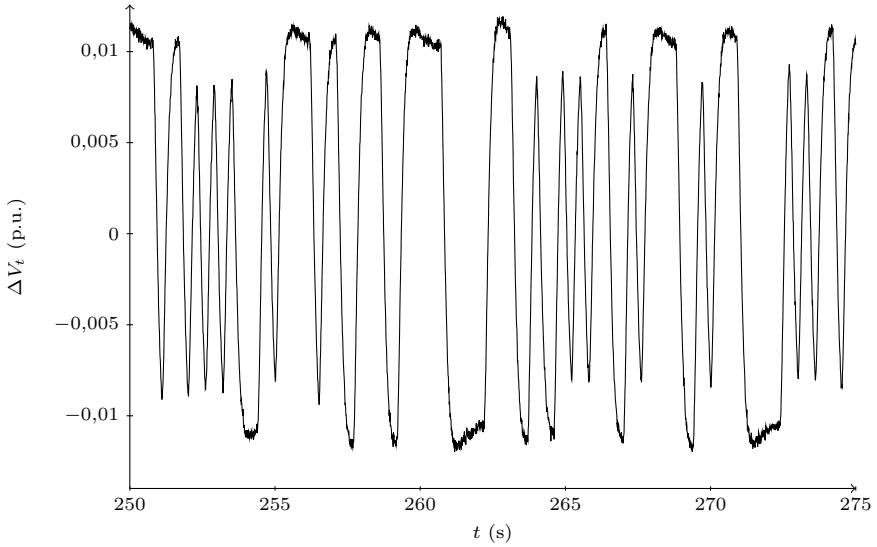
5.2. Realización de los experimentos

Pasamos ahora a describir la realización de los distintos experimentos de identificación como tal. Después de haber hecho en capítulos anteriores análisis previos basados en la simulación de la dinámica del sistema (análisis de sensibilidad), así como análisis respecto a la naturaleza matemática del problema, solo restaba llevar a cabo múltiples identificaciones y analizar sus resultados.

De manera específica, hay que recordar que lo que se quiere es ver si, de identificaciones de una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t, que determinan sistemas inconsistentes de la forma (4.5), entre más consistente es el sistema mejores estimaciones se pueden hacer solucionando de forma aproximada. Implícito en esto, iríamos también corroborando que es adecuado el camino por el que hasta ahora se ha ido encausando el desarrollo de la metodología, por ejemplo: que efectivamente es válida la linealización hecha respecto al punto de operación en el Capítulo 4; que es válido identificar la dinámica utilizando el método PEM y utilizando la estructura que determina esa linealización; que es válido tratar de derivar (estimar) los parámetros a partir de esa $G(s)$ resolviendo de alguna manera aproximada el sistema inconsistente de ecuaciones que se determina; que todos los parámetros sí eran identificables como lo sugería el análisis de sensibilidad; que es viable solo utilizar mediciones de V_{ref} y V_t, etc.

Cada experimento individual de identificación consistiría en inyectar al sistema en la referencia (con este previamente en estado estable en el punto de operación) la PRBS descrita en 5.1.1 y, añadiendo ruido blanco gaussiano de medición, registrar la variación del voltaje terminal respecto al punto de operación. Con el registro de la salida y por supuesto también de la entrada, hechos con un tiempo de muestreo de 10 ms (como se dijo en 5.1.2), se tomaría lo medido en los primeros 306.9 s para estimar una función de transferencia discreta $H(z)$ de la forma 5.2 aplicándoles el método PEM con la estructura ARMAX. Para eso se utilizaría la SIT de Matlab, a la cual solo hay que introducirle las mediciones de entrada-salida, y ella, con el comando "armax", estima los coeficientes de los polinomios $A(q^{-1})$ (los coeficientes del denominador de $H(z)$), $B(q^{-1})$ (los coeficientes del numerador de $H(z)$), y $C(q^{-1})$ (el modelo del ruido). Esa $H(z)$ estimada se transformaría a continuo con el método de retenedor de orden cero (zoh) para tener una estimación de la función de transferencia continua $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t. Con los coeficientes de esa $G(s)$ mediríamos

Fig. 5.8: Registro de la variación de V_t con un ruido del 5 %

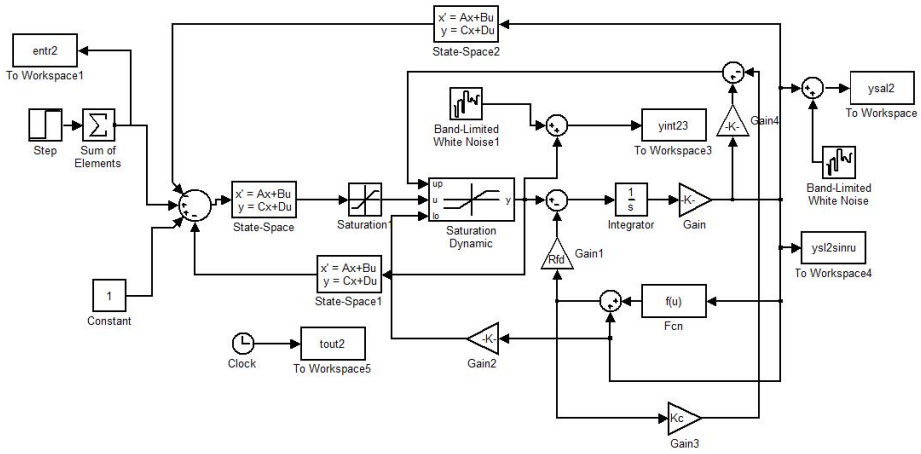


la consistencia del sistema (4.5) que ellos definen tanto con I_{C1} como con I_{C2}; igualmente se mediría el acierto de las estimaciones de parámetros (solución aproximada del sistema inconsistente (4.5)) asociadas a cada índice de consistencia, I_{A1} e I_{A2}. Como algo adicional, tomando los datos de entrada-salida registrados en los últimos 293.1 s, se calcularía I_{Aj1} e I_{Aj2}.

Se decidió hacer 100 experimentos del tipo explicado para 10 niveles de ruido diferentes, es decir, un total de 1000 experimentos. Específicamente, los 10 niveles de ruido corresponderían a magnitudes de 1 % hasta 10 % de la magnitud de la respuesta del sistema a la PRBS. En otras palabras, los registros que se tomarían de la variación del voltaje terminal respecto al punto de operación estarían afectados por la presencia de ruido, donde la relación entre la amplitud de la variación de V_t y la amplitud del ruido que corrompe iba de 100 hasta 10 (algo similar a la relación señal a ruido). En la Figura 5.8 se ve un registro con un ruido del 5 %. Ya dentro de un mismo nivel de ruido, los 100 experimentos serían esencialmente iguales, y la única diferencia estaría en que tendrían realizaciones de ruido diferentes, tal y como ocurre en la práctica: si inmediatamente después de hacer un experimento lo repetimos, la relación señal a ruido seguramente no habrá cambiado sustancialmente, pero las dos realizaciones del ruido serán distintas. Esto haría que, a pesar de tener el mismo nivel de ruido, dos experimentos recopilaran datos diferentes, y los algoritmos de optimización de las rutinas de identificación convergieran a soluciones diferentes para $H(z)$ (y por por lo tanto para $G(s)$). Así, dentro de un mismo nivel de ruido, los resultados de los 100 experimentos tendrían un componente aleatorio.

En la Figura 5.9 se muestra la implementación del sistema con ruido en Simulink. Se puede observar allí cómo a la salida se aplica el ruido blanco gaussiano de medición.

Fig. 5.9: Implementación del sistema de excitación agregando ruido de medición



5.3. Análisis estadístico de los resultados

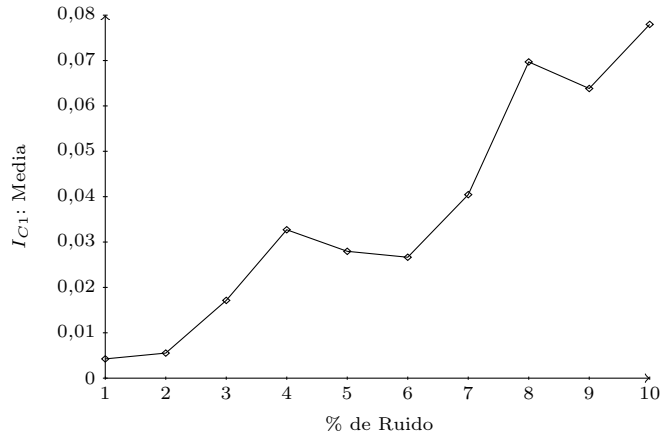
Obtenidos los índices de consistencia, acierto y ajuste de los 1000 experimentos se procedió a analizar los resultados estadísticamente para poder sacar conclusiones generales de la relación entre consistencia y acierto.

5.3.1. Medias y Desviaciones Estándar

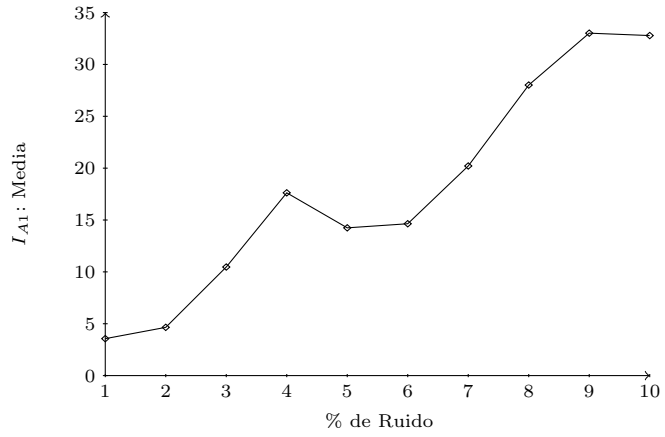
Lo primero que se hizo fue calcular las medias y las desviaciones estándar de los resultados obtenidos para cada indicador en cada nivel de ruido. Estos resultados se encuentran condensados en las Figuras 5.10 a 5.13. Es necesario tener en cuenta que las medias y las desviaciones estándar calculadas en estos casos son en realidad *estimaciones* de la media y la desviación estándar verdaderas, calculadas a partir de unas muestras finitas; si la muestra usada para el cálculo de estas propiedades hubiera sido diferente, los resultados numéricos serían diferentes (aunque probablemente similares). La verdadera media y la verdadera desviación estándar solo podrían calcularse con muestras infinitas (algo imposible). Por lo tanto, los valores de las gráficas contienen un margen de error desconocido y aleatorio que hace que las curvas no sean perfectamente suaves, ya que este vendría a ser como una especie de "ruido" superpuesto a la curva.

A pesar del normal "ruido" en las curvas, producto de que se trata de estimaciones y no de valores exactos verdaderos, en todos los casos la tendencia general es clara. En el caso de la media de los dos índices de consistencia, vemos que su tendencia general es creciente con el incremento en el porcentaje de ruido. Esto significa que a medida que incrementamos el ruido, la $G(s)$ identificada produce un sistema de la forma (4.5) cada vez menos consistente; o a la inversa, a medida que disminuimos el ruido la $G(s)$ identificada produce un sistema de la forma (4.5) cada vez más consistente. De igual manera, la media de los dos índices de acierto tiene una tendencia general creciente con el porcentaje de ruido. Esto significa que a medida que incrementamos el ruido, las estimaciones de los parámetros hechas solucionando de forma aproximada el sistema (4.5)

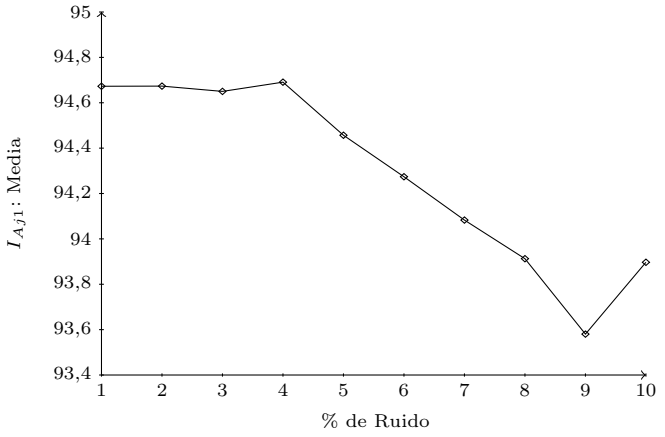
Fig. 5.10: Medias I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1} en función del ruido



(a) Media I_{C1}

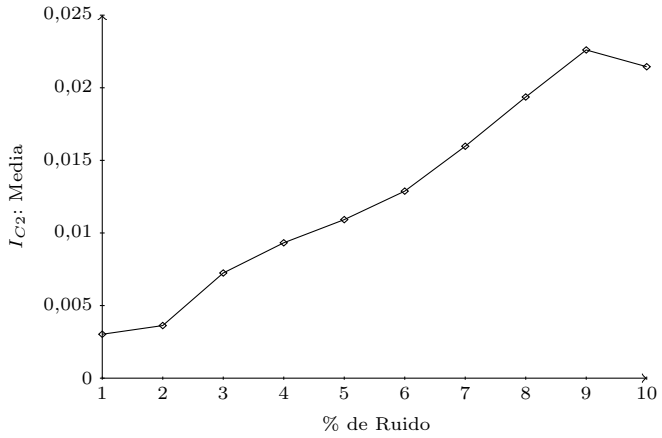


(b) Media I_{A1}

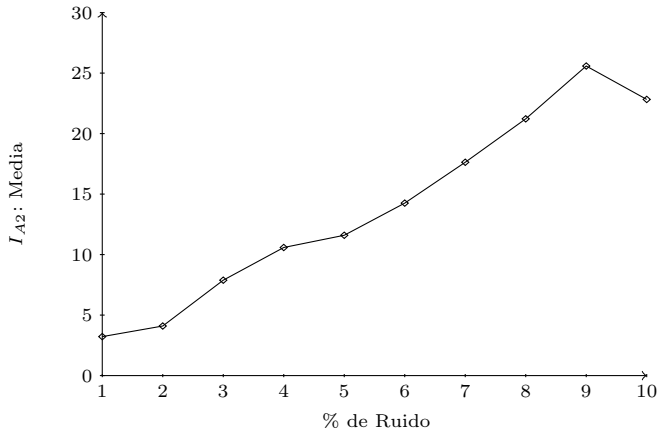


(c) Media I_{Aj1}

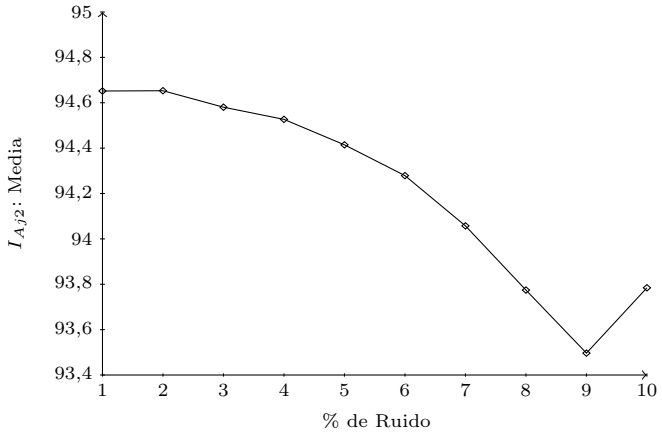
Fig. 5.11: Medias I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2} en función del ruido



(a) Media I_{C2}

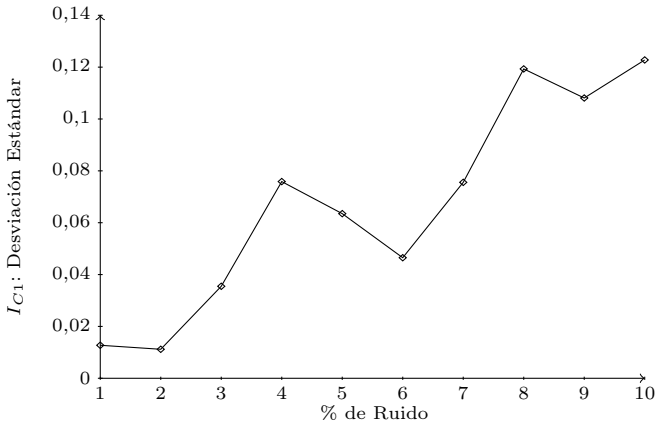


(b) Media I_{A2}

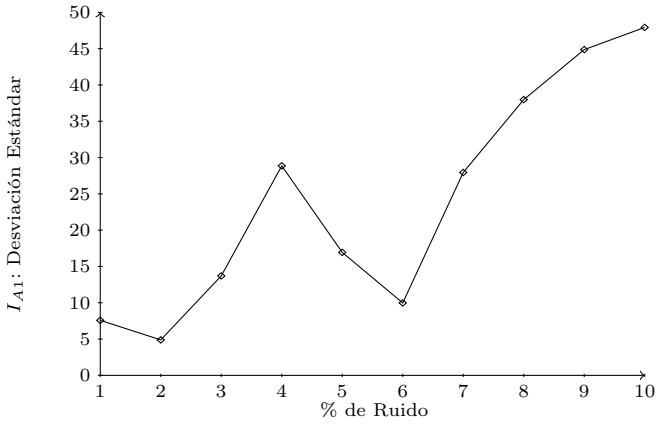


(c) Media I_{Aj2}

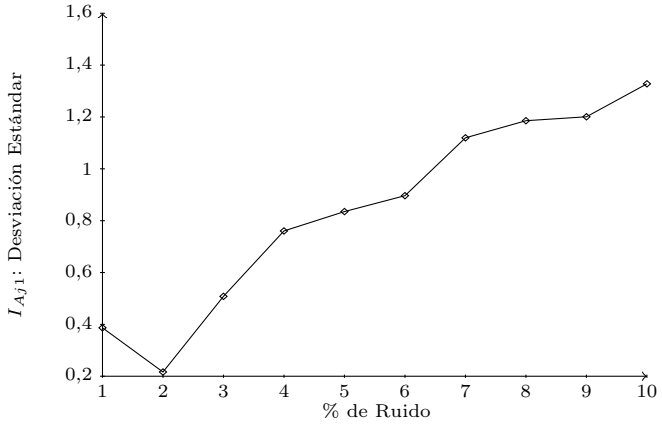
Fig. 5.12: Desviaciones Estándar I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1} en función del ruido



(a) Desviación Estándar I_{C1}

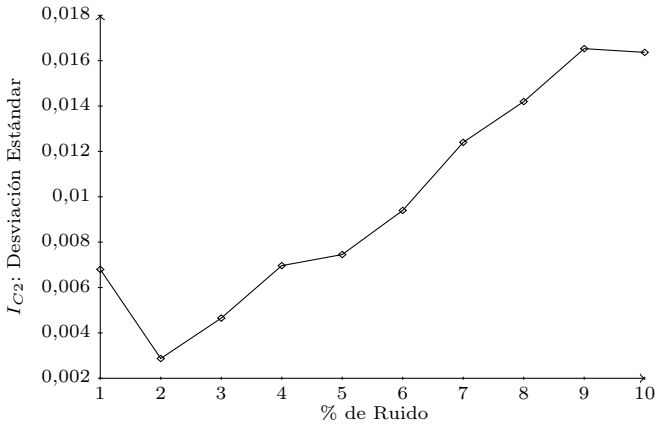


(b) Desviación Estándar I_{A1}

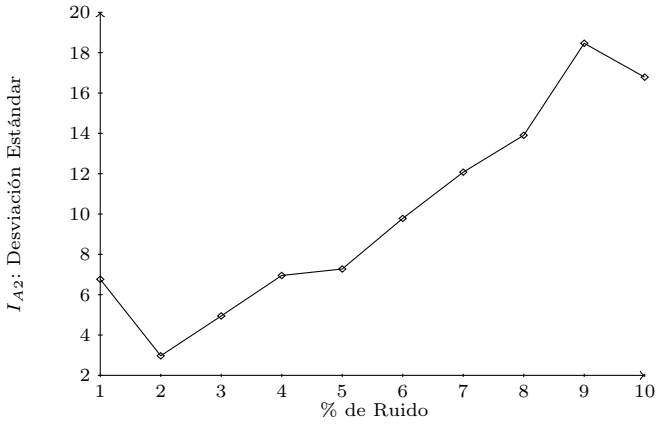


(c) Desviación Estándar I_{Aj1}

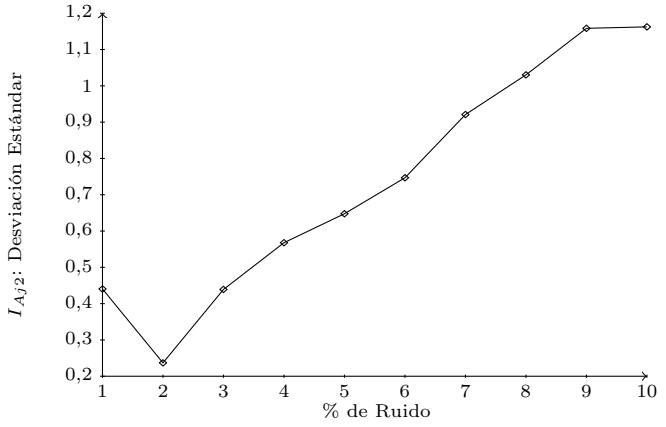
Fig. 5.13: Desviaciones Estándar I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2} en función del ruido



(a) Desviación Estándar I_{C2}



(b) Desviación Estándar I_{A2}



(c) Desviación Estándar I_{Aj2}

definido por la $G(s)$ identificada (el cual es cada vez menos consistente según lo ya señalado) son peores; o inversamente, a medida que disminuimos el ruido, las estimaciones hechas solucionando de forma aproximada el sistema de la forma (4.5) definido por la $G(s)$ identificada (cada vez más consistente) son cada vez mejores. Esto es obviamente lo que debía suceder para ir guardando coherencia con varios aspectos de la línea que se viene planteando, por ejemplo: que efectivamente se puede linealizar el modelo como se hizo en el Capítulo 4; que se puede usar el método PEM para identificar $G(s)$ con la estructura determinada por la linealización mencionada; que se puede esperar estimar los parámetros mediante solución aproximada cuanto más parecido a la consistencia veamos que resulta en sistema (4.5), etc. Pero más especialmente, si observamos que las medias de cada par índice de consistencia-índice de acierto no solo se limitan a tener la misma tendencia general, sino que además tienen una forma muy similar, como si un indicador "reflejara" al otro, esto nos empieza a sugerir que la consistencia puede ser eventualmente usada como una "medida indirecta" del acierto, del éxito de la identificación.

Por su parte, las desviaciones estándar, tanto en el caso de los índices de consistencia como en los de acierto, presentan también un comportamiento general creciente. Este resultado podría ser tal vez menos significativo ya que en general, para cualquier medición influenciada en su resultado por ruido, esperaríamos que la "variabilidad" de los resultados, medida por la desviación estándar, crezca con la magnitud del ruido. Cuanto menor es la magnitud del ruido, los datos recopilados son cuantitativamente más parecidos, ya que los errores de medición son más pequeños, y esto hace que los algoritmos partan de puntos más similares para converger a puntos, también, más similares. Y cuanto mayor es el ruido obviamente ocurriría lo contrario. Ya relacionando estos resultados específicamente con nuestro caso, diríamos que cuanto mayor es el ruido, no solo la consistencia (medida con I_{C1} o I_{C2}) iría en general empeorando, como lo indicaban las medias, sino que también el espectro de posibles resultados para estos indicadores es mayor. Con el acierto (medido con I_{A1} o I_{A2}) ocurre lo mismo: no solo lo acertado de las estimaciones que se hagan solucionando de forma aproximada (4.5), en promedio, empeoran, sino que también la "variabilidad" de los resultados que podríamos obtener es mayor. En este caso es de nuevo interesante ver la similitud en la forma de las curvas de cada par índice de consistencia-índice de acierto (aunque no tan fuerte como en el caso de las medias).

Es de anotar también en estos primeros resultados la diferencia de escalas en que se mueven los índices de consistencia respecto a los de acierto. Los índices de consistencia, hasta en los niveles de ruido más altos, se mueven dentro de valores que inicialmente se pueden considerar numéricamente pequeños. Esto quiere decir que el proceso tiende naturalmente hacia la consistencia en términos numéricos o prácticos. No obstante, hay que tener en cuenta que no podíamos saber con anticipación en qué orden de magnitud se iban a mover esos resultados, y lo que en últimas se vaya a considerar como un valor "pequeño" (o "bueno") para el índice de consistencia, debe ser un valor pequeño relativo al orden de magnitud en que se mueve la generalidad de los resultados. Por su parte, los índices de acierto, aunque van de la mano con los índices de consistencia (forma similar de las gráficas), se mueven en órdenes de magnitud mucho mayores. Podríamos decir que en cuanto a valores numéricos, hay una especie de sensibilidad del acierto respecto de la consistencia: valores de consistencia que

generalmente alguien consideraría "pequeños" podrían estar asociados a valores del acierto inaceptables. Por ejemplo: en la práctica, alguien que no conociera los órdenes de magnitud en que se suele mover el índice de consistencia, si obtiene un índice de consistencia de 0.1 para el sistema (4.5) tras identificar $G(s)$, podría considerar a priori a este valor como suficientemente pequeño, y al sistema como bueno en términos de consistencia (recordemos que nuestros índices son en realidad porcentajes, y generalmente un porcentaje de 0.1 se considera pequeño), y podría esperar derivar una buena estimación de los parámetros solucionando de forma aproximada. Sin embargo, debido a la importante sensibilidad numérica del acierto respecto de la consistencia, a la diferencia de escalas, muy seguramente obtendría una estimación muy mala en términos de acierto, a pesar de que 0.1 parecía suficientemente consistente en términos prácticos. Para esperar buenas estimaciones de los parámetros solucionando de forma aproximada (4.5) realmente necesitaría obtener consistencias muchísimo mejores.

Por otro lado, tenemos lo que tiene que ver con los índices de ajuste. Tanto para I_{Aj1} como para I_{Aj2}, estos disminuyen en promedio con el aumento del ruido, como lo indican las gráficas de las medias. Esto es lo esperado, y lo coherente con todo lo anterior. A medida que las mediciones están más afectadas por el ruido, la $G(s)$ estimada con esos datos debería ser cada vez más deficiente. Por otro lado, la estimación P^* que se haga solucionando de forma aproximada el sistema (4.5) derivado de esa $G(s)$ desmejora, según lo observado en las otras curvas ya comentadas, por lo que la $G(s)$ reconstruída a partir de P^*, $\tilde{G}(s)$, también desmejora, y debe reproducir con menor calidad los datos recolectados de validación cuando trata de simularlos. Es interesante ver que de todas maneras, ni aún para los peores niveles de ruido, los índices de ajuste alcanzan valores malos según los criterios habituales de la práctica. Es decir que aún estimaciones malas de P^* en términos de los índices de acierto, hechas solucionando de forma aproximada (4.5), producen modelos $\tilde{G}(s)$ que representan de forma satisfactoria la dinámica del sistema registrada en los datos de validación. Si en la identificación lo único que nos importara fuera obtener un modelo que reprodujera de forma satisfactoria la dinámica bajo estudio, podríamos llegar a permitirnos errores apreciables en los parámetros que determinan ese modelo.

En cuanto a las desviaciones estándar de los índices de ajuste, los resultados son lo esperado, siendo estas crecientes con el nivel de ruido. La razón es esencialmente la misma que en el caso de los otros índices.

Por último, hay que decir que se empiezan a notar ciertas diferencias cualitativas en cuanto al desempeño numérico práctico de los dos pares de índices consistencia-acierto implementados. El primer par se basa en la solución aproximada el sistema (4.5) por mínimos cuadrados. El segundo se basa en la solución aproximada resolviendo el subsistema determinado por las seis primeras ecuaciones. A la hora de la implementación práctica la primera es más difícil, ya que requiere ser realizada por medio de rutinas iterativas de optimización, y por tanto es numéricamente más susceptible al error. La otra, en cambio, solo requiere despejes, manipulación algebraica, por su simpleza es menos susceptible al error numérico, más robusta. En otras palabras, en la implementación práctica, el cálculo de P^*_{mc} va a tender a tener más error que el de $P^*_{6/7}$. Es por esto que las gráficas asociadas a P^*_{mc} están más afectadas por el "ruido" mencionado al comienzo que las asociadas a $P^*_{6/7}$, porque en ellas además del error aleatorio de estimación ya comentado, habría que sumarle un mayor error aleatorio de cálculo. Y es también por esta razón que las medias de I_{C1} son

mayores a las de I_{C2}, cuando teóricamente debería ser al contrario; recordemos que I_{C1} está determinado por la distancia más corta a la región de consistencia, mientras que I_{C2} está determinado por la distancia a la región de consistencia en la dimensión del coeficiente a_0. Se ve en esta cuestión ya de tipo meramente práctico, la ventaja de haber usado en la implementación del análisis más de una solución numérica aproximada para el sistema (4.5).

5.3.2. Correlaciones

Los resultados obtenidos para las medias y las desviaciones estándar son coherentes con lo que se ha venido desarrollando y empiezan a sugerir que efectivamente la consistencia puede ser una medida indirecta del acierto de una identificación. El hecho de que las curvas de cada par de indicadores consistencia-acierto no solo tengan la misma tendencia general (ambas crecientes), sino también una forma similar, hace pensar que en cierta medida un indicador pueda representar al otro. No obstante, en cuanto a esto, los resultados anteriores son un poco generales, por ejemplo: las gráficas de las medias solo indican que cuando de un grupo de 100 experimentos a otro "en promedio" la consistencia mejoraba (o desmejoraba), "en promedio" el acierto mejoraba (o desmejoraba). Para profundizar el análisis de si un indicador puede ser una medida indirecta del otro es necesario valorar de manera más concreta qué tan bien se mueven juntos.

Un ejemplo pequeño con perspectiva más específica, que nos permite ver cómo es que la consistencia y el acierto van de la mano en cada experimento particular, y no como en las gráficas anteriores en las cuales un solo valor de media o desviación estándar sintetizaba los resultados de muchos experimentos a la vez, está en las Figuras 5.14 y 5.15. Allí, se encuentran registrados los resultados específicos para índices de acierto y consistencia de 25 experimentos particulares, parte de los 100 experimentos hechos con un nivel de ruido de 5 %.

Al observar los resultados particulares de estos 25 experimentos tomados como ejemplo, vemos como en general el acierto y la consistencia van de la mano de un experimento a otro, como si se movieran de forma "sincronizada". Sin embargo, dentro de la totalidad de casos posibles, se puede identificar que de vez

Fig. 5.14: Resultados para I_{C1} e I_{A1} de 25 experimentos ejemplo (Ruido: 5 %)

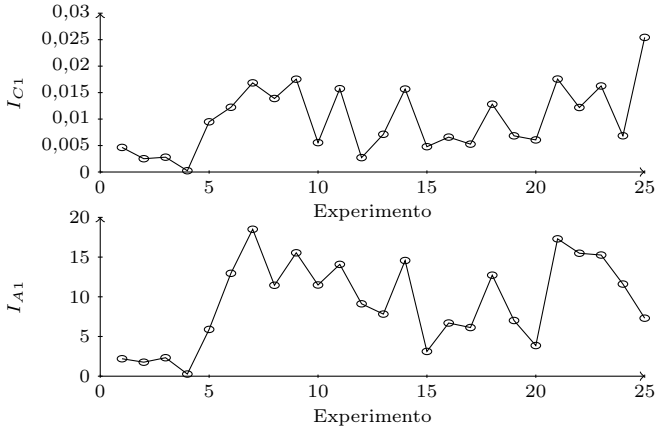
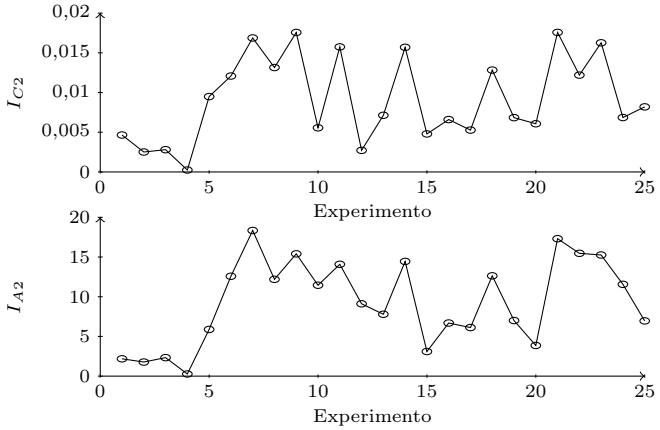


Fig. 5.15: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de 25 experimentos ejemplo (Ruido: 5 %)



en cuando, esta "sincronía" se pierde, es decir, que a pesar de que de un experimento al otro el índice de consistencia mejora (o desmejora), su correspondiente índice de acierto desmejora (o mejora). Uno de los casos más llamativos que se puede señalar es en el penúltimo y el último experimento, es decir, el 24 y el 25. Al pasar del experimento 24 al 25, la consistencia medida tanto con I_{C1} como con I_{C2} desmejora (los valores aumentan), pero el acierto, tanto en el caso de I_{A1} como de I_{A2} mejora (los valores disminuyen). También se pueden señalar casos que involucran experimentos no consecutivos, como por ejemplo del experimento 12 al experimento 20.

Ahora, si queremos que el índice de consistencia pueda ser considerado como un indicador indirecto de su respectivo índice de acierto estadísticamente confiable, sería bueno que esos casos en que no hay "sincronía", esos casos en que acierto y consistencia no se mueven juntos, fueran casos aislados, casos con un peso marginal dentro de una fuerte tendencia general que claramente señala que el acierto y la consistencia van de la mano. En este respecto, como ejemplo, si comparáramos los dos pares de índices consistencia-acierto en el caso particular de las Figuras 5.14 y 5.15, una observación detallada encontraría que los casos de "asincronía" para el par I_{C1}-I_{A1} son más frecuentes que para el par I_{C2}-I_{A2}, de tal manera que se podría decir que I_{C2} e I_{A2} "se mueven más juntos" que I_{C1} e I_{A1}, y por tanto se diría que I_{C2} serviría mejor como indicador indirecto de I_{A2}, que lo que podría servir I_{C1} para I_{A1}.

Por otro lado, podemos también preguntarnos qué tan "proporcional" o no es esa forma que tienen el acierto y la consistencia de moverse juntos. Con esto nos referimos a que si por ejemplo de un experimento a otro el índice de consistencia aumenta en cierta cantidad, qué tan proporcional es el respectivo aumento en el índice de acierto. Examinando las gráficas anteriores, encontraremos casos en que esa "sincronía" es a veces menos que proporcional, pero a veces más que proporcional (y nunca perfectamente proporcional). Un ejemplo es en los experimentos 5 y 6: allí, al pasar del experimento 5 al 6 se observa un aumento en el valor registrado para I_{C1}, y el correspondiente aumento en I_{A1} se puede ver a simple vista que más que proporcional. Otro ejemplo, pero contrario, lo tenemos en los experimentos 21 y 22: al pasar del experimento 21 al 22 el valor registrado para I_{C2} disminuye, y la correspondiente disminución en I_{A2} es

claramente menos que proporcional.

En cuanto a este segundo aspecto, de nuevo, si se examinara con detalle el ejemplo usado en las Figuras 5.14 y 5.15, se vería de nuevo que el par I_{C2}-I_{A2} tiene ventaja sobre el par I_{C1}-I_{A1}; es decir, no solo I_{C2} e I_{A2} se tienden a mover "más juntos", más "sincronizadamente", que I_{C1} e I_{A1}, como ya se señaló, también tienden a hacer esto en un modo "más proporcional" (por lo menos si nos atuvieramos solo a los datos del ejemplo).

Ahora bien, en estadística, hay una cantidad que se usa precisamente para medir estos aspectos que se están comentando. Esta cantidad estadística se conoce como la *covarianza*, que normalizada, es la *correlación*.

La covarianza de dos variables aleatorias X y Y con medias μ_x y μ_y respectivamente, mide qué tanto esas dos variables aleatorias varían juntas, o co-varían, y se define como:

$$Cov\,(X,Y) = E\left[(X-\mu_x)\,(Y-\mu_y)\right] \tag{5.31}$$

Al ser normalizada por la raíz de la multiplicación de las varianzas de X y Y su valor se limita al intervalo $(-1,1)$, y se conoce como el *coeficiente de correlación*:

$$Corr\,(X,Y) = \frac{E\left[(X-\mu_x)\,(Y-\mu_y)\right]}{\sqrt{\sigma_x^2\sigma_y^2}} \tag{5.32}$$

Obviamente, cualquier variable con sí misma o con versiones escaladas de sí misma va a tener la máxima correlación posible: 1. En ese caso, las dos variables siempre variarían juntas, y siempre de forma proporcional. La covarianza y la correlación entonces miden también la fuerza de una posible relación lineal entre las dos variables aleatorias. Si este fuera el caso para el par I_{C1}-I_{A1} o para el par I_{C2}-I_{A2}, sus gráficas Indicador vs Experimento en las Figuras 5.14 o 5.15 hubieran sido iguales, pero escaladas.

Siguiendo entonces con este análisis estadístico de la relación entre consistencia y acierto, se decidió evaluar estadísticamente qué tanto co-variaban el acierto y la consistencia, y qué tanto lo hacían en forma proporcional (o lineal). Se calcularon así los coeficientes de correlación de cada índice de consistencia con su correspondiente índice de acierto para cada una de 10 las series de 100 experimentos; en otras palabras, la correlación índice de consistencia-índice de acierto para cada nivel de ruido. También se decidió adicionar, con carácter básicamente informativo, la correlación de cada índice de acierto y consistencia con su correspondiente índice de ajuste. Los resultados se encuentran en la Tablas 5.1 y 5.2.

Al observar los resultados de las Tablas 5.1 y 5.2 lo primero que llama la atención es la alta correlación entre I_{C2} e I_{A2}, la cual nunca baja de 0,9. Eso significa que estadísticamente I_{C2} e I_{A2} co-varían bastante, o se tienden a mover muy juntos, y lo hacen en un modo que tiende a ser proporcional (lineal). Con esto, se podría decir entonces que I_{C2} representa estadísticamente bien a I_{A2}. Obviamente, no se podía esperar obtener una correlación perfecta de 1; esto hubiera significado que la relación entre I_{C2} e I_{A2} era una simple relación lineal determinística, I_{C2} sería equivalente a I_{A2} dentro de un factor de escala, y podríamos saber en la práctica exactamente cuanto es I_{A2} con solo calcular I_{C2}, algo que sería demasiado en un problema de naturaleza estadística y siempre con incertidumbre, como es una identificación. Para efectos prácticos, entonces,

Tab. 5.1: Tabla de correlaciones entre I_{C1}, I_{A1} e I_{Aj1}

%Ruido	I_{C1} con I_{A1}	I_{C1} con I_{Aj1}	I_{A1} con I_{Aj1}
1 %	0,851984	−0,290839	−0,687366
2 %	0,928589	0,144870	0,2532190
3 %	0,917596	0,188801	0,358856
4 %	0,958243	0,558935	0,6110106
5 %	0,880334	0,289376	0,4241553
6 %	0,628784	0,128930	0,096807
7 %	0,751617	0,057222	0,1420031
8 %	0,818844	0,507793	0,3353804
9 %	0,777865	0,318830	0,0204923
10 %	0,819343	0,401662	0,2393322

Tab. 5.2: Tabla de correlaciones entre I_{C2}, I_{A2} e I_{Aj2}

%Ruido	I_{C2} con I_{A2}	I_{C2} con I_{Aj2}	I_{A2} con I_{Aj2}
1 %	0,996311	−0,911303	−0,907237
2 %	0,950214	0,164493	0,149155
3 %	0,946275	−0,044178	−0,110701
4 %	0,953984	0,261155	0,209268
5 %	0,953010	0,043706	0,062221
6 %	0,942982	0,058807	−0,056912
7 %	0,938258	−0,116135	−0,203469
8 %	0,949062	0,007511	−0,046870
9 %	0,927949	−0,159837	−0,334404
10 %	0,945948	−0,169301	−0,295068

unas correlaciones como las obtenidas en la primera columna de la Tabla 5.2 sirven para considerar a I_{C2} un indicador indirecto estadísticamente válido de I_{A2}[1]. Así mismo, es bueno señalar que la alta correlación entre I_{C2} e I_{A2} se mantiene a pesar del mayor nivel de ruido. Se podría decir que, en su función de reflejar a I_{A2}, I_{C2} es robusto.

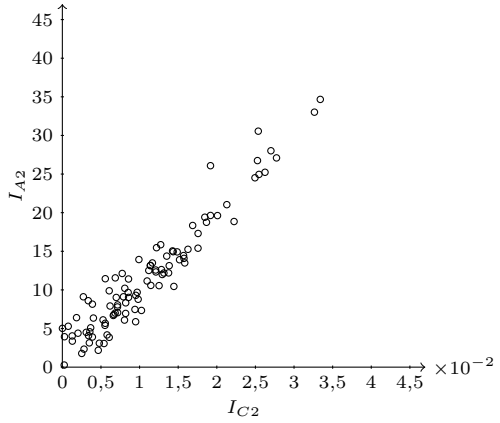
Por su parte, las correlaciones entre I_{C1} e I_{A1} en la primera columna de la Tabla 5.1 aunque en general parecen también altas, no son tan buenas como las que se dan entre I_{C2} e I_{A2}. Esto significa que I_{C1} e I_{A1} tienden a moverse "menos juntos", o al menos que tienden a hacerlo en un modo menos proporcional. Esto a su vez se puede interpretar como que, o bien en general I_{C1} e I_{A1} están menos relacionados (su relación es más aleatoria), o bien que su relación tiende a ser más compleja que una simple relación lineal. No obstante, hay que tener en cuenta que en este caso también tiene influencia el desempeño numérico práctico menos eficiente de este par de indicadores comparado con el del par I_{C2}-I_{A2}.

En cuanto a la correlación de los índices de ajuste con sus correspondientes índices de acierto y consistencia, vemos que en general la correlación es baja. De nuevo, esto se puede interpretar como que el ajuste está más bien poco relacionado con el acierto y la consistencia, o bien que la relación tiende a ser mucho más compleja que una relación puramente lineal.

Con las Figuras 5.16, 5.17 y 5.18 tenemos tres gráficas ejemplo que nos ayudan a entender mejor y a complementar lo que se acaba de comentar respecto a los resultados de las Tablas 5.1 y 5.2. Las tres se construyeron con los resultados de los 100 experimentos hechos con nivel de ruido de 5 %. La primera registra todos los resultados obtenidos para I_{C2} y el correspondiente valor obtenido en el mismo experimento para I_{A2} en una simple gráfica I_{C2} vs I_{A2}. La segunda y la tercera son lo mismo, pero para I_{C1} con I_{A1} e I_{A2} con I_{Aj2} respectivamente.

Observando estas Figuras ejemplo se evidencia, en primer lugar, el hecho de que la relación de los distintos indicadores entre sí tiene un gran componente estadístico. Claramente en ningún caso se podría establecer entre los distintos

Fig. 5.16: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 5 %



[1] Esto no implica que si la relación entre I_{C2} e I_{A2} tendiera a ser más compleja, cuadrática por ejemplo, I_{C2} no se pudiera considerar un buen indicador indirecto de I_{A2} (en ese caso particular, el análisis de las correlaciones sería insuficiente). Simplemente estos son los resultados, y de ellos se puede concluir lo que se señala.

Fig. 5.17: Resultados para I_{C1} e I_{A1} de los experimentos con ruido de 5 %

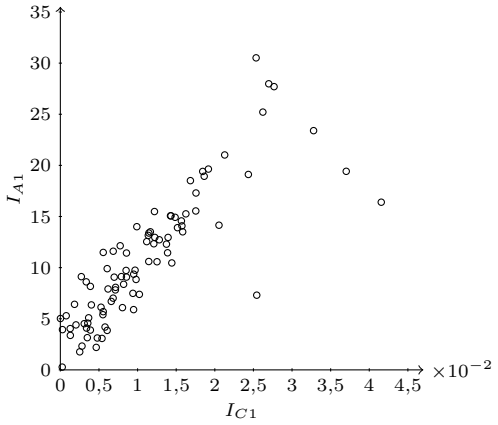
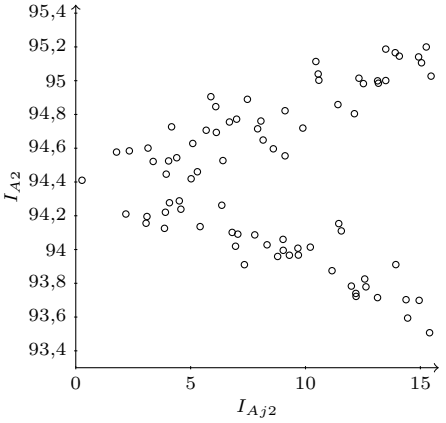


Fig. 5.18: Resultados para I_{A2} e I_{Aj2} de los experimentos con ruido de 5 %



indicadores una función determinística que nos permitiera conocer el valor de un indicador dado el valor del otro. Sin embargo, es obvio que tampoco se podría decir que la relación entre los distintos indicadores es completamente aleatoria.

En la Figura ejemplo 5.16 podemos apreciar más claramente la alta correlación entre I_{C2} e I_{A2} que nos señalaban los valores de la Tabla 5.2. Se ve que, si vamos mejorando sucesivamente la consistencia medida con I_{C2}, vamos a obteniendo una estimación cada vez más acertada al estimar los parámetros con la solución aproximada $P^*_{6/7}$, y lo vamos haciendo sobre una trayectoria que tiende claramente a ser recta. Se reitera con esto la afirmación de que I_{C2} sirve como indicador "indirecto" válido (más no perfecto) de I_{A2}.

Por su parte, con la Figura ejemplo 5.17, aclaramos y complementamos lo que veníamos mencionando sobre la correlación entre I_{C1} e I_{A1}. Decíamos que la menor correlación se debía o bien a una relación que tendía a ser más compleja que una simple relación lineal, o bien a que estos dos indicadores estaban en general menos relacionados. En la Figura 5.17 se puede observar como el problema no se debe especialmente a que la tendencia se ajuste mejor a un tipo de curva más compleja, sino a que esta relación entre I_{C1} e I_{A1} tiende a ser

más "dispersa", más "aleatoria". En esto, de nuevo, tiene un peso importante el menor desempeño numérico práctico, y por tanto la tendencia a un mayor error aleatorio de cálculo, de la solución numérica aproximada P^*_{mc}, a partir de la cual se obtiene tanto I_{C1} como I_{A1}. No obstante todo lo anterior, también se puede decir que, en general, a medida que mejoramos la consistencia medida con I_{C2}, la estimación de parámetros hecha con la solución aproximada P^*_{mc} también mejora, y de nuevo en una trayectoria que tiende a ser lineal.

En cuanto a la Figura ejemplo 5.18, vemos también un buen grado de aleatoriedad en la relación entre acierto y ajuste, en este ejemplo medido el uno con I_{A2} y el otro con I_{Aj2}. No obstante, también se puede percibir que la relación pareciera tender a ser más compleja que una simple lineal; parecieran dos rectas, o dos curvas, que convergen hacia una especie de ajuste óptimo en forma de "V". Sin embargo, hay que recordar que este análisis está concentrado a la relación entre consistencia y acierto, y no se profundizará en este trabajo esta cuestión particular. También cabe notar, de nuevo, lo que ya se había mencionado en 5.3.1 respecto a que, independiente del acierto, el ajuste siempre se mueve dentro de valores que en la práctica se considerarían buenos.

Por último, es importante señalar que en estas últimas Figuras, particularmente la 5.16 y la y la 5.17, se aprecia visualmente lo que se mencionó con anterioridad en 5.3.1, acerca de la diferencia de escalas entre el acierto y la consistencia, de esa especie de sensibilidad numérica del acierto respecto a la consistencia. Vemos como valores numéricos para la consistencia que a priori se podrían considerar pequeños no dan con estimaciones de los parámetros suficientemente buenas en términos del índice de acierto al resolver de forma aproximada el sistema (4.5); y como para empezar a obtener estimaciones aceptables en esos mismos términos es necesario contar con valores para los índices de la consistencia mucho más pequeños de lo que inicialmente alguien hubiera esperado.

5.4. Experimentos adicionales de verificación variando los valores reales de los parámetros

Acabamos de ver, tras analizar estadísticamente los resultados de 1000 experimentos, como a medida que el sistema (4.5) resultaba más consistente más acertadas resultaban en general las soluciones aproximadas a este sistema como estimación de los parámetros del sistema de excitación. Pero más especialmente, se vio como la consistencia puede ser usada como una medida indirecta válida del acierto del proceso de identificación, en particular el indicador I_{C2} como medida indirecta de I_{A2}, esto gracias a la muy alta correlación estadística entre los dos indicadores, correlación que por cierto se mantenía prácticamente invariante a pesar de los incrementos en el nivel de ruido, con lo que resultaba que I_{C2} no solo era un indicador indirecto bastante bueno de I_{A2}, sino que era un indicador indirecto de I_{A2} robusto.

Hay que recordar, sin embargo, que los 1000 experimentos ya hechos se hicieron todos con los valores reales de los parámetros (valores a identificar, y a la vez con los que se simula) siendo los valores nominales que se tienen en Salvajina para el sistema de excitación de la Unidad 1, los mismos valores que se encuentran consignados en el Anexo A. Para verificar entonces que los hechos observados, y en especial los altos índices de correlación que resultaron para I_{C2}

con I_{A2}, así como la robustez de esa correlación con el ruido, no se debían en parte a los valores numéricos específicos asignados a los parámetros del sistema, se decidió repetir unas cuantas veces todo lo hecho anteriormente pero haciendo modificaciones en esos valores.

Se decidió entonces variar cada parámetro individualmente y dejando los demás constantes en los valores nominales, al estilo del análisis de sensibilidad. La diferencia sería que en este caso el parámetro variado solo tomaría los dos valores extremos del análisis de sensibilidad: 80 y 120 % del valor nominal. Para cada variación de valor se repitieron los 10 grupos de 100 experimentos descritos en 5.2, y se hallaron las medias, las desviaciones estándar y las correlaciones de los resultados. Como en total son 6 los parámetros en cuestión, y a cada parámetro se le variaba dos veces, pues lo descrito en 5.2 se repitió 12 veces para este propósito de verificación.

5.4.1. Resultados de la verificación

Tras realizar las variaciones mencionadas en los valores reales de los parámetros se confirmó que, efectivamente, todas las observaciones hechas previamente en los primeros 1000 experimentos se seguían dando de forma esencialmente idéntica en las 12 repeticiones de verificación, comprobando con ello que nada de lo ya concluido se debía en modo alguno a los valores numéricos específicos asignados a los parámetros. En especial, la alta correlación entre I_{C2} e I_{A2} se mantenía inalterada, así como la robustez de esa alta correlación con el incremento en el nivel de ruido. Otros aspectos, como por ejemplo la más baja correlación entre I_{C1} e I_{A1}, o la baja correlación general del ajuste con los demás indicadores también se mantenía igual. De nuevo, en lo que concierne a la menor correlación entre I_{C1} e I_{A1} comparada con la que hay entre I_{C2} e I_{A2} se atribuye esto en gran parte al menor desempeño numérico práctico de la solución numérica aproximada P^*_{mc}.

En las Figuras 5.19 a 5.26 mostramos solo unos cuantos de los resultados de estas verificaciones, ya que son muy numerosos. Solo mostraremos algunas de las gráficas I_{C2} vs I_{A2} obtenidas para cierta variación de parámetro particular y para cierto nivel de ruido particular (son gráficas como la de la Figura 5.16). Esto por tratarse la alta correlación entre estos dos indicadores el descubrimiento más llamativo de este análisis estadístico de la consistencia, y el de más significancia práctica. En el encabezado de cada gráfica se indica cuál fue el parámetro variado y como se varió (80 o 120 % del valor nominal), así como el nivel de ruido de los 100 experimentos con los que se construyó esa gráfica particular. Con esto podremos apreciar visualmente algunos ejemplos de cómo la alta correlación entre I_{C2} e I_{A2} se conserva para diferentes variaciones de parámetro así como para diferentes niveles de ruido (robustez). Igualmente se indica en la gráfica el valor numérico exacto de la correlación que en ese caso se tiene entre I_{C2} e I_{A2}.

Es importante anotar que con esta independencia del valor de los parámetros, terminamos de comprobar completamente el papel de I_{C2} como indicador indirecto válido estadísticamente, y robusto, de I_{A2}. En términos más generales, también podemos decir que se ha logrado ver como la consistencia sí puede ser una medida indirecta del acierto, del éxito de la identificación.

Fig. 5.19: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 1 % cuando T_f se redujo al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}980909$.

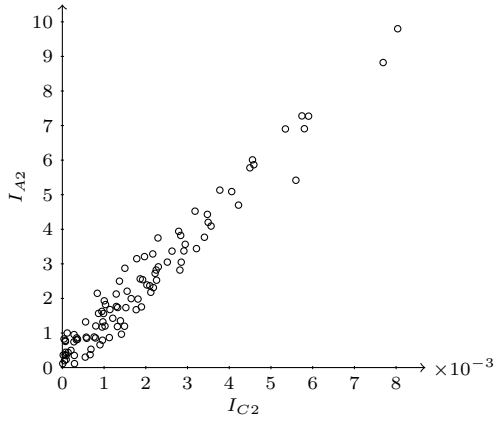


Fig. 5.20: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 10 % cuando T_f se redujo al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}973847$.

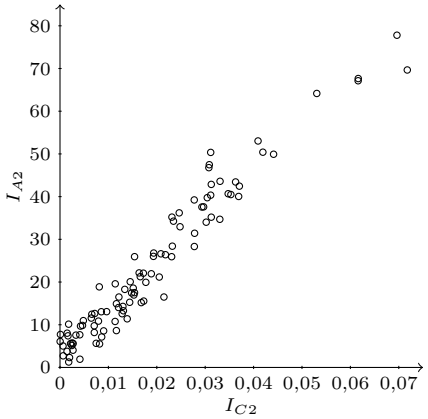


Fig. 5.21: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 2 % cuando K_r se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}953736$.

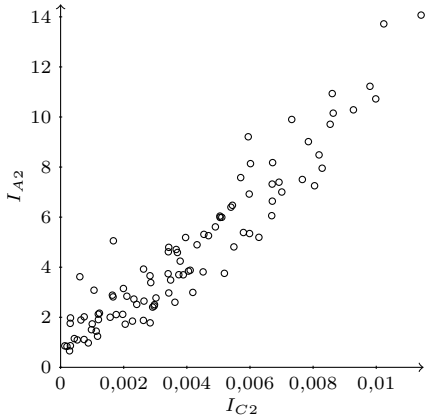


Fig. 5.22: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 9 % cuando K_r se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}932629$.

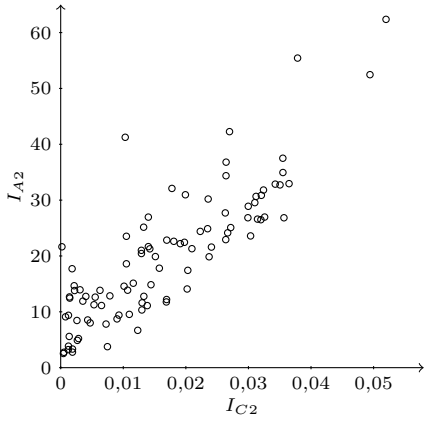


Fig. 5.23: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 3 % cuando K_a se disminuyó al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}970247$.

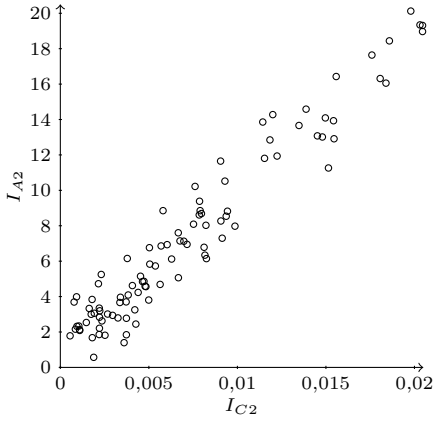


Fig. 5.24: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 8 % cuando K_a se disminuyó al 80 % del valor nominal. $Corr = 0{,}978074$.

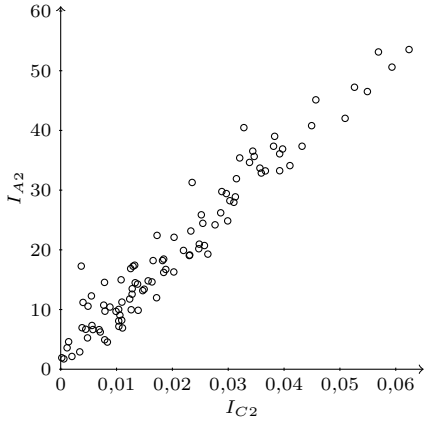


Fig. 5.25: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 4 % cuando T_a se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}971810$.

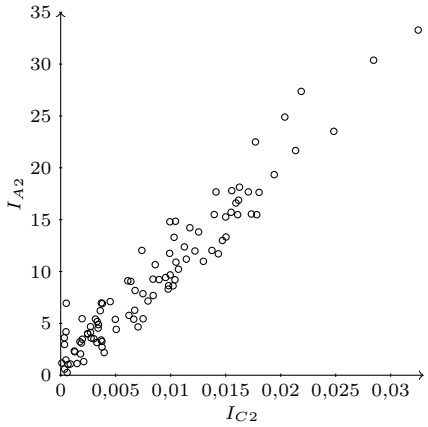
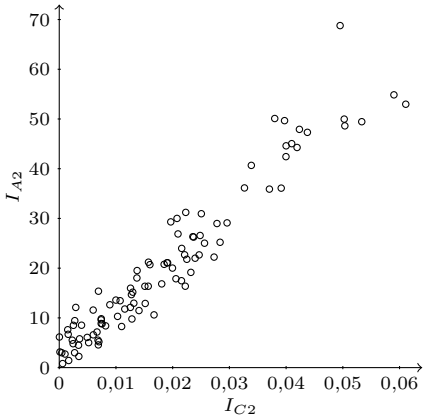


Fig. 5.26: Resultados para I_{C2} e I_{A2} de los experimentos con ruido de 7 % cuando T_a se aumentó al 120 % del valor nominal. $Corr = 0{,}966214$.



5.5. *Relación con el Análisis de Sensibilidad—Errores relativos individuales*

Aunque como se mencionó en la introducción de este capítulo, su propósito específico era el análisis estadístico de la relación entre consistencia y acierto, como parte de un análisis estadístico más general de los resultados, terminaremos añadiendo una breve relación con el Análisis de Sensibilidad del Capítulo 3, la cual involucra los errores relativos individuales.

Hay que recordar que los índices de acierto tal como se definieron en 5.1.6 están compuestos por los errores relativos de cada uno de los parámetros: los errores relativos de la estimación que se hace de cada uno de los parámetros solucionando de forma aproximada el sistema (4.5). Vale la pena observar qué sucede con cada uno de los errores relativos que componen al índice de acierto; se verá que son validadas las conclusiones del Análisis de Sensibilidad del

Capítulo 3.

Solo observaremos qué pasa con los errores relativos que componen I_{A2}. En el desarrollo de nuestra metodología se ha hecho énfasis en la relación entre consistencia y acierto, y en la posibilidad de que la consistencia sea una medida indirecta del acierto de la identificación. En cuanto a esto, los resultados previos nos mostraron que I_{A2} era el indicador de acierto que mejor podía ser representado por un índice (su correspondiente índice) de consistencia. Desde ese punto de vista, I_{A2} es nuestro indicador de acierto más valioso, y lo que más nos va interesar es ver qué pasa con los errores relativos de aquél índice de acierto que en la práctica mejor podría ser reflejado por un índice de consistencia (recordemos que en la práctica no se pueden hallar los índices de acierto, pero sí se pueden hallar los de consistencia).

Con el ánimo de resumir, y no tener que hacer una exposición tan detallada como en el análisis estadístico de la relación entre consistencia y acierto (que era el tema central del capítulo), se utilizarán de una sola vez los resultados de la totalidad de los 13000 experimentos; es decir, tanto los resultados de los primeros 1000 experimentos de 5.2 como de los de las 12 repeticiones de 5.4 (12000 experimentos adicionales).

En las Figuras 5.27 y 5.28 hemos registrado, respectivamente, la media y la desviación estándar de los errores relativos que componían al I_{A2} obtenido en los distintos experimentos, como función del porcentaje de ruido de los experimentos. Según lo que acabamos de explicar, entonces, la media para 1 % de ruido en la curva del parámetro T_r (curva azul claro), por ejemplo, es el promedio del error relativo en el parámetro T_r en I_{A2} en todos los experimentos con ruido de 1 %: los 100 de los primeros 1000, y los 100 de cada una de las 12 verificaciones (1200). Podemos también decir que las Figuras 5.27 y 5.28 muestran la media

Fig. 5.27: Errores relativos individuales (en porcentaje): Media

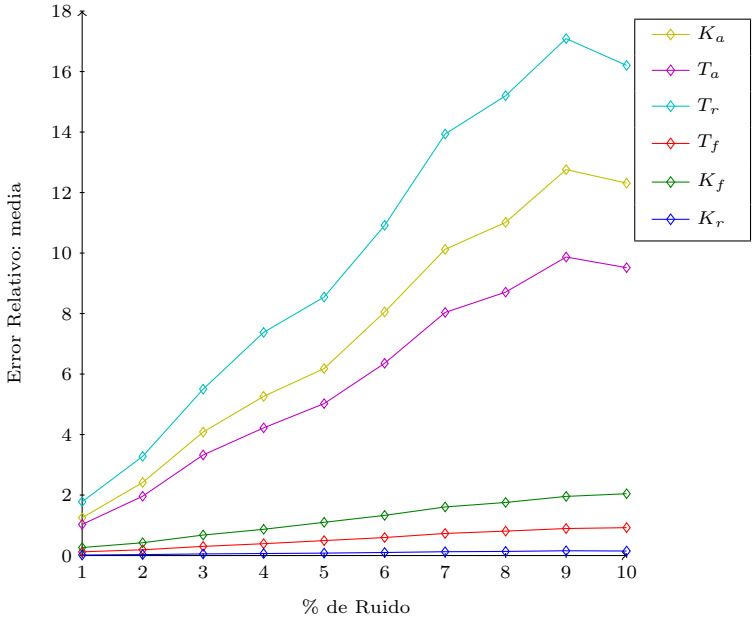
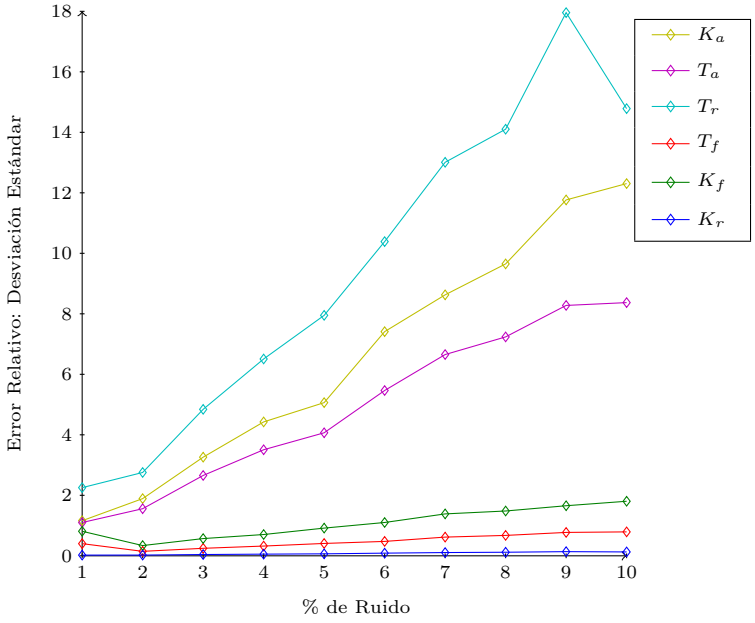


Fig. 5.28: Errores relativos individuales (en porcentaje): Desviación Estándar



y la desviación estándar de los errores relativos en la estimación de los parámetros que se hace mediante la solución aproximada del sistema (4.5) $P^*_{6/7}$, para todos los experimentos finalmente realizados en este trabajo como función de los distintos niveles de ruido.

Recordemos que del análisis de sensibilidad habíamos concluido que los parámetros claramente más sensibles eran: K_r, la ganancia del transductor y, K_f y T_f, la ganancia y la constante de tiempo del lazo de estabilización respectivamente. De esos tres, claramente K_r era mucho más sensible, y de lejos el parámetro más sensible de todo el sistema. Por otro lado, era claro que T_r, la constante de tiempo del transductor, K_a y T_a, la ganancia y la constante de tiempo del amplificador, eran parámetros mucho menos sensibles. También habíamos dicho que entre más sensible es un parámetro más identificable tiene que ser ser y más credibilidad se le puede dar a sus eventuales estimaciones. De la observación de las Figuras 5.27 y 5.28 se desprende que las conclusiones del análisis de sensibilidad eran correctas; claramente K_r, K_f y T_f (curvas azul oscuro, verde y roja respectivamente) tienden a estar siempre mucho mejor estimados (y por lo tanto son más identificables que) T_r, T_a y K_a (curvas azul claro, morada y amarilla respectivamente). Y es evidente que siempre K_r tiende a ser el parámetro mejor estimado. Vemos que por más alto que sea el ruido, el porcentaje de error en los parámetros más sensibles es siempre pequeño, y esto positivo, ya que los parámetros más sensibles son aquellos cuyo valor es más crítico en la respuesta del sistema. En contraste, T_r, T_a, y K_a llegan a tener errores grandes, pero esto es admisible, si recordamos del análisis de sensibilidad que la influencia de los valores de estos parámetros en la respuesta del sistema no es muy determinante. Vemos entonces que en I_{A2} (que en la práctica puede ser bien reflejado por I_{C2}) cada parámetro tiene un error acorde con la importancia de ese parámetro en la respuesta del sistema. Y vemos también que la manera

en que se abordó el análisis de sensibilidad e identificabilidad en el Capítulo 2 fue adecuada.

5.6. Conclusiones

En este capítulo se analizó estadísticamente los resultados de una gran cantidad de identificaciones, básicamente con el ánimo de ver si, entre más consistente resultaba el sistema de ecuaciones de la forma (4.5) definido por los coeficientes de una función de transferencia $G(s)$ identificada desde V_{ref} hasta V_t, más acertada resultaba la estimación de los parámetros que se intentara solucionando de forma aproximada dicho sistema de ecuaciones, y así, ver si de alguna manera la consistencia podía considerarse una medida del acierto o del éxito de la identificación.

Implícitamente, también se iría corroborando que distintos aspectos de la ruta que ha tomado el desarrollo de la metodología son adecuados: por ejemplo que la linealización del modelo hecha en 4.1 era apropiada; que es viable tratar de identificar la dinámica del sistema utilizando el método PEM con la estructura de modelo que determina esa linealización; que una vez identificada esa dinámica, $G(s)$, se puede esperar hacer una buena estimación de los parámetros solucionando de forma aproximada el sistema de la forma (4.5) que se determina; que era posible utilizar solo mediciones en V_{ref} y V_t; que de ese modo sí eran identificables los seis parámetros lineales del sistema de excitación, etc.

Inicialmente, se describió en detalle la forma en que se llevaría a cabo este análisis, y los distintos elementos que se utilizarían en su realización. Se describió la perturbación de entrada, el tiempo de muestreo y las mediciones, el tratamiento continuo-discreto, y el método de identificación. Se desarrollaron dos índices diferentes para medir la consistencia: I_{C1}, basado en la solución aproximada al sistema (4.5) por mínimos cuadrados, P^*_{mc}, e I_{C2}, basado en la solución aproximada utilizando solo las seis primeras ecuaciones de (4.5), $P^*_{6/7}$. A ambos índices se les dio una interpretación geométrica respecto a la "región de consistencia", definida esta por la función g_{con} de (4.10). También, se construyeron dos índices de acierto, I_{A1} e I_{A2}, cada uno directamente relacionado con uno de los índices de consistencia. Estos índices medían el "acierto" de la estimación de parámetros dada por la solución aproximada del sistema (4.5) asociada al correspondiente índice de consistencia: I_{A1} para P^*_{mc}, y por tanto directamente relacionado con I_{C1}; e I_{A2} para $P^*_{6/7}$, y por tanto directamente relacionado con I_{C2}.

Tras hacer un primer análisis estadístico de los resultados de 1000 experimentos de identificación, evaluando medias, desviaciones estándar y correlaciones, y luego de posteriores repeticiones de estos 1000 experimentos variando los valores de los parámetros, para corroborar que las distintas observaciones y conclusiones no dependían de los valores numéricos nominales de los parámetros, se encontró que efectivamente la consistencia podía considerarse una medida del acierto de la identificación. En particular, la consistencia, medida por el índice I_{C2}, resultaba estadísticamente un indicador indirecto muy bueno del acierto medido por el índice I_{A2}; esto debido especialmente a la muy alta correlación entre los dos indicadores, resultado estadístico que indicaba que I_{C2} e I_{A2} tendían a variar muy juntos, y en un modo que tendía a ser proporcional. Además, esa alta correlación entre I_{C2} e I_{A2} se mantenía a pesar del incremento en el nivel de

ruido, con lo que se podía añadir que I_{C2} era robusto en esa característica de poder ser reflejo de I_{A2}. Con miras a la práctica, todo esto venía a representar un resultado muy útil, porque el índice de consistencia I_{C2} se puede calcular en la vida real. Y al calcularlo, entonces, se obtendría un indicio importante de qué tan buena puede resultar la estimación de parámetros que se haga mediante la solución aproximada del sistema (4.5) $P^*_{6/7}$.

No se podía, en cambio, decir lo mismo respecto al otro par de índices consistencia-acierto, I_{C1} e I_{A1}. La correlación entre estos dos indicadores era más baja, y en general la relación entre estos dos indicadores parecía ser menos fuerte, más aleatoria, era más difícil considerar a I_{C1} un buen indicador indirecto de I_{A1}. No obstante, también se podía decir que en general cuanto mejor resultara la consistencia medida con I_{C1}, mejores estimaciones se podían esperar para los parámetros mediante la solución aproximada del sistema (4.5) P^*_{mc} (esto es particularmente claro en la Figura 5.17).

Como factor importante de la diferencia entre los dos pares de índices, se señaló el mejor desempeño numérico de la solución aproximada $P^*_{6/7}$ comparado con el de la solución aproximada P^*_{mc}; la primera, para su implementación, solo requiere manipulación algebraica simple, la segunda, en cambio, requiere de rutinas iterativas de optimización más afectadas por el error numérico. Consideramos que si, eventualmente, se puede mejorar el desempeño numérico de la solución aproximada P^*_{mc}, I_{C1} puede resultar un indicador indirecto de I_{A1} tan bueno (o tal vez mejor) de lo que resulta I_{C2} de I_{A2}.

Así mismo, se llamó la atención en cuanto a la diferencia de escalas en que se movían los resultados de los índices de consistencia y de los índices de acierto. Se señaló que había una especie de "sensibilidad" del acierto respecto de la consistencia, queriendo decir con esto que valores para la consistencia que a primera vista parecían bastante pequeños, que de sistemas que inicialmente se podrían considerar como prácticamente consistentes, podían resultar estimaciones no muy buenas en términos de los índices de acierto, y que para esperar obtener buenas estimaciones solucionando de forma aproximada el sistema (4.5), este debía ser muchísimo más consistente de lo que inicialmente se hubiera anticipado.

Finalmente, se hizo una breve relación con el análisis de sensibilidad del Capítulo 3, análisis que se centró exclusivamente en los resultados del índice de acierto I_{A2} debido principalmente a que este, junto con el índice de consistencia I_{C2}, son los mejores exponentes de la posibilidad de que la consistencia sea una medida de acierto en la identificación. Se mostró cómo, al valor de I_{A2}, cada parámetro tendía a aportar una cantidad acorde con su sensibilidad observada en el Capítulo 3. Particularmente, K_r era el parámetro que mejor tendía a estar estimado, y por tanto el que menor error tendía a aportar al valor de I_{A2}; luego, en un orden similar, y aportando un poco más, estaban K_f y T_f; y finalmente, en un tercer orden, como los que más tendían a aportar al valor de I_{A2}, estaban T_r, T_a y K_a. De este modo, al tratar de estimar los parámetros del sistema de excitación por medio de la solución aproximada del sistema (4.5) $P^*_{6/7}$, a la estimación individual de cada parámetro se le puede, como se dijo en el análisis de sensibilidad, dar una credibilidad acorde con su sensibilidad en la respuesta del sistema.

En el siguiente capítulo, el cual es muy breve, se recogerán las observaciones y conclusiones de este capítulo particular, pero también las de todos los anteriores, para finalmente plantear una metodología de identificación para los parámetros

del sistema de excitación de un generador eléctrico de potencia.

6. METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL SISTEMA DE EXCITACIÓN DE UN GENERADOR ELÉCTRICO

En capítulos anteriores se ha revisado la teoría referente a los sistemas de excitación y a los modelos de sistemas de excitación. Se ha revisado también la teoría y la literatura referente a la identificación de sistemas, y particularmente la identificación de sistemas de excitación. Se realizó un análisis de sensibilidad basado en la observación de una gran cantidad de simulaciones de la dinámica del sistema a identificar. Se analizó matemáticamente el problema, la posibilidad de poder obtener los parámetros del sistema de excitación a partir de un proceso de identificación. Y, finalmente, se analizaron estadísticamente los resultados de una enorme cantidad ya de identificaciones como tal. En este breve capítulo nos basaremos en las observaciones y conclusiones de todos estos capítulos para finalmente plantear nuestra metodología de identificación.

Como el hecho de que la consistencia, particularmente medida con el índice I_{C2}, ha resultado ser una buena medida indirecta del acierto de la identificación, medido particularmente con I_{A2}, en el planteamiento de nuestra metodología la evaluación de I_{C2} para tener una idea de qué tan buena ha resultado la identificación será un ingrediente muy importante, y tal vez lo más característico de ella. Por tal razón, antes de describir nuestra metodología como tal, como parte importante previa en el planteamiento seleccionaremos primero un valor concreto para el índice de consistencia I_{C2} que nos sirva como referencia en la práctica para tener una idea de cuando hemos alcanzado una buena identificación.

6.1. Selección de un valor para el Índice de Consistencia I_{C2} como referencia en la práctica

Se vio en el capítulo anterior que la consistencia medida con I_{C2} guarda una muy alta correlación con el acierto medido con I_{A2}, y puede por tanto ser un indicador indirecto de este último. Indicador que es calculable en la práctica: primero estimamos, por medio de un proceso de identificación, una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t; luego, para los coeficientes del numerador y el denominador de esa $G(s)$, resolvemos de forma aproximada el sistema (4.5) que ellos determinan usando sus seis primeras ecuaciones y de ese modo hallando la estimación $P^*_{6/7}$; luego hallamos las f_i's de $P^*_{6/7}$, o el vector $F^*_{6/7}$ (ecuaciones (5.15) y (5.7)); y luego, con los componentes de $F^*_{6/7}$, y los coeficientes del numerador y denominador de $G(s)$ calculamos (5.14).

Con el propósito de incluirlo más adelante en la descripción de la metodología, seleccionamos ahora un valor específico para I_{C2} que nos sirva de referencia práctica para saber cuando hemos alcanzado una buena identificación. Este valor lo escogemos teniendo en cuenta los resultados de absolutamente todos los

experimentos de identificación realizados en el capítulo anterior, es decir, tanto de las 1000 identificaciones iniciales hechas en 5.2, como de las 12000 identificaciones adicionales realizadas en 5.4.

El valor que proponemos es de $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$ (recordemos que es un porcentaje), es decir que si obtenemos un valor menor o igual a este al evaluar el índice referido, podemos considerar que la identificación ha resultado buena. Este valor seleccionado puede parecer muy pequeño, pero recordemos que esta ha sido la escala en que más o menos se han movido los resultados para los índices de consistencia, y recordemos también lo que se mencionó en repetidas ocasiones respecto a que para empezar a obtener buenas estimaciones se necesitaban consistencias muchísimo mejores de lo que inicialmente se hubiera imaginado.

El valor en mención se selecciona teniendo en cuenta varios factores. En primer lugar, es un valor relativamente probable de obtener para magnitudes de ruido de hasta 5 % (que de todas formas es un ruido considerable), lo que significa que, de no obtener un valor de este orden en nuestro primer intento, no habría que reintentar muchas veces (por ejemplo, cambiando la estimación inicial) para lograr obtenerlo. Esto lo hemos sintetizado en la Tabla 6.1 donde, de los resultados del análisis estadístico de la consistencia, hemos registrado el porcentaje de identificaciones que obtuvieron un $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$ para todos los experimentos con ruido de 1 %, 2 %,...etc (en otras palabras, las identificaciones con $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$ para cada nivel de ruido trabajado). Reiteramos que se recogen aquí los resultados de todos los 13000 experimentos de identificación del Capítulo 5.

Tab. 6.1: Porcentaje de Identificaciones donde se obtuvo $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$

% Ruido	% Identificaciones con $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$
1 %	86,58 %
2 %	56,42 %
3 %	37,5 %
4 %	27,83 %
5 %	25,5 %
6 %	18,75 %
7 %	14,92 %
8 %	13,75 %
9 %	12,08 %
10 %	13,5 %

Vemos en la Tabla 6.1 que para relaciones señal a ruido mayores a 5 % la probabilidad de obtener un $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$, se vuelve más pequeña, y por lo tanto en la práctica puede ser necesario reintentar muchas veces antes de lograr ese valor. Sin embargo, hay que tener en cuenta que, en general, esos niveles de ruido son más bien poco recomendables para realizar una identificación.

En segundo lugar, para valores de I_{C2} menores o iguales a $4e-3\,\%$, se obtienen en general buenos valores para I_{A2}, incluso para niveles de ruido del 10 %. A eso hay que añadir que I_{A2} es la raíz del promedio de los cuadrados

de los errores relativos en cada parámetro y que, como señalamos en 5.5, los parámetros más sensibles tienden a estar mucho mejor estimados, de tal manera que la mayor carga error en los componentes que constituyen I_{A2} está en los parámetros menos sensibles, menos críticos para la respuesta del sistema. En la Tabla 6.2 hemos sintetizado esto, registrando la media μ y la desviación estándar σ del error relativo (en porcentaje) en cada parámetro, así como la media y la desviación estándar de I_{A2}, siempre que I_{C2} fue menor o igual que $4e-3\,\%$. Preferimos aquí mostrarlo en forma de tabla (y no en forma de curva como se hizo en 5.5) para que los valores numéricos puedan apreciarse claramente en este caso.

Tab. 6.2: Media y Desviación estándar del error relativo (en porcentaje) en cada parámetro y de I_{A2} siempre que I_{C2} fue menor o igual a $4e-3\,\%$

%Ruido	K_r	T_r	K_f	T_f	K_a	T_a	I_{A2}
1 %	$\mu = 0{,}014272$ $\sigma = 0{,}019460$	$\mu = 1{,}295125$ $\sigma = 0{,}890381$	$\mu = 0{,}243645$ $\sigma = 0{,}464909$	$\mu = 0{,}109394$ $\sigma = 0{,}209113$	$\mu = 0{,}985929$ $\sigma = 0{,}926072$	$\mu = 0{,}811639$ $\sigma = 0{,}847127$	$\mu = 1{,}942770$ $\sigma = 1{,}494398$
2 %	$\mu = 0{,}021247$ $\sigma = 0{,}015256$	$\mu = 1{,}523747$ $\sigma = 1{,}044726$	$\mu = 0{,}406518$ $\sigma = 0{,}337548$	$\mu = 0{,}177808$ $\sigma = 0{,}138590$	$\mu = 1{,}310657$ $\sigma = 0{,}919914$	$\mu = 1{,}137343$ $\sigma = 0{,}830015$	$\mu = 2{,}523576$ $\sigma = 1{,}385939$
3 %	$\mu = 0{,}032746$ $\sigma = 0{,}023017$	$\mu = 1{,}582465$ $\sigma = 1{,}059336$	$\mu = 0{,}673498$ $\sigma = 0{,}516511$	$\mu = 0{,}286387$ $\sigma = 0{,}224762$	$\mu = 1{,}644496$ $\sigma = 1{,}199323$	$\mu = 1{,}529898$ $\sigma = 1{,}120898$	$\mu = 3{,}092909$ $\sigma = 1{,}628273$
4 %	$\mu = 0{,}040648$ $\sigma = 0{,}029354$	$\mu = 1{,}737244$ $\sigma = 1{,}182153$	$\mu = 0{,}879736$ $\sigma = 0{,}722441$	$\mu = 0{,}367178$ $\sigma = 0{,}301381$	$\mu = 1{,}943689$ $\sigma = 1{,}506974$	$\mu = 1{,}848655$ $\sigma = 1{,}441578$	$\mu = 3{,}635236$ $\sigma = 2{,}064673$
5 %	$\mu = 0{,}047348$ $\sigma = 0{,}033288$	$\mu = 1{,}753067$ $\sigma = 1{,}265420$	$\mu = 1{,}086372$ $\sigma = 0{,}895617$	$\mu = 0{,}469814$ $\sigma = 0{,}388333$	$\mu = 2{,}255283$ $\sigma = 1{,}715598$	$\mu = 2{,}172227$ $\sigma = 1{,}658117$	$\mu = 4{,}132987$ $\sigma = 2{,}332057$
6 %	$\mu = 0{,}064206$ $\sigma = 0{,}054067$	$\mu = 1{,}913627$ $\sigma = 1{,}437009$	$\mu = 1{,}442732$ $\sigma = 1{,}263145$	$\mu = 0{,}602097$ $\sigma = 0{,}503866$	$\mu = 2{,}910788$ $\sigma = 2{,}322708$	$\mu = 2{,}853971$ $\sigma = 2{,}278290$	$\mu = 5{,}145836$ $\sigma = 3{,}276350$
7 %	$\mu = 0{,}067201$ $\sigma = 0{,}060764$	$\mu = 1{,}888695$ $\sigma = 1{,}452240$	$\mu = 1{,}647243$ $\sigma = 1{,}478917$	$\mu = 0{,}724306$ $\sigma = 0{,}633928$	$\mu = 3{,}319266$ $\sigma = 2{,}988360$	$\mu = 3{,}264111$ $\sigma = 3{,}020175$	$\mu = 5{,}792144$ $\sigma = 4{,}202115$
8 %	$\mu = 0{,}069687$ $\sigma = 0{,}055678$	$\mu = 2{,}237877$ $\sigma = 1{,}694208$	$\mu = 1{,}588751$ $\sigma = 1{,}406706$	$\mu = 0{,}689644$ $\sigma = 0{,}589741$	$\mu = 3{,}461063$ $\sigma = 2{,}656445$	$\mu = 3{,}507071$ $\sigma = 2{,}665420$	$\mu = 6{,}142120$ $\sigma = 3{,}727418$
9 %	$\mu = 0{,}077864$ $\sigma = 0{,}053439$	$\mu = 1{,}986792$ $\sigma = 1{,}572961$	$\mu = 1{,}873725$ $\sigma = 1{,}574980$	$\mu = 0{,}801673$ $\sigma = 0{,}699254$	$\mu = 3{,}713668$ $\sigma = 2{,}887806$	$\mu = 3{,}755964$ $\sigma = 2{,}844881$	$\mu = 6{,}439597$ $\sigma = 4{,}047040$
10 %	$\mu = 0{,}087950$ $\sigma = 0{,}071202$	$\mu = 2{,}238592$ $\sigma = 1{,}773316$	$\mu = 1{,}951804$ $\sigma = 1{,}845515$	$\mu = 0{,}838065$ $\sigma = 0{,}749810$	$\mu = 3{,}940876$ $\sigma = 3{,}284035$	$\mu = 4{,}004139$ $\sigma = 3{,}260908$	$\mu = 6{,}854229$ $\sigma = 4{,}755400$

Por último, el ajuste medido con I_{Aj2} es siempre muy bueno. En la Tabla 6.3 se encuentran la media y la desviación estándar de I_{Aj2} para cada nivel de ruido siempre que I_{C2} fue menor o igual que $4e-3\,\%$.

Tab. 6.3: Media y Desviación estándar de I_{Aj2} cuando $I_{C2} \leq 4e-3\,\%$

%Ruido	μ	σ
1 %	94,646789	0,301814
2 %	94,620130	0,305599
3 %	94,535214	0,295929
4 %	94,490808	0,318503
5 %	94,389489	0,316473
6 %	94,267782	0,324969
7 %	94,072029	0,325812
8 %	93,972558	0,329550
9 %	93,758567	0,377084
10 %	93,805287	0,327341

Aunque es importante siempre tener un buen ajuste, obviamente no se puede esperar obtener uno del 100 % (a menos que el sistema físico fuese perfectamente lineal y la identificación se hiciera con un ruido de 0 %). Siempre tendrá que existir un residuo por más perfecta que sea la identificación. De hecho, dentro de la totalidad de identificaciones realizadas en este trabajo, la mejor desde el punto de vista del I_{A2}, que estuvo dentro de las que se realizaron con 1 % de ruido, obtuvo un I_{A2} de 0,074 %, compuesto por los siguientes errores relativos: $3{,}9e-4\,\%$ en K_r, 0,048 % en T_r, 0,02 % en K_a, 0,04 % en T_a, 0,01 % en K_f, y 0.032 % en T_f, una identificación que puede considerarse como perfecta. En ese caso el I_{C2} fue de $1{,}83e-4\,\%$, y el I_{Aj2} fue de 94,86 %. Es más, en la Tabla 6.4 tenemos 10 ejemplos, para cada uno de los 10 niveles de ruido, donde los parámetros estimados se hicieron exactamente iguales a los parámetros reales y se halló el I_{Aj2} resultante (los valores utilizados para los parámetros fueron los nominales).

Tab. 6.4: Ejemplos para I_{Aj2} cuando los parámetros estimados eran iguales a los reales

%Ruido	I_{Aj2}
1 %	94,691841
2 %	94,657934
3 %	94,579108
4 %	94,510181
5 %	94,415073
6 %	94,290288
7 %	94,093461
8 %	93,969225
9 %	93,867171
10 %	93,830025

Es claro entonces, al observar la Tabla 6.4, que los índices de ajuste del orden que se señalan en la Tabla 6.3 son muy positivos.

6.2. Descripción de la Metodología

A continuación describimos detalladamente una metodología de identificación para los parámetros lineales del modelo estándar IEEE 421.5 de un sistema de control de la excitación tipo ST1A con el generador operando normalmente en régimen de circuito abierto. Implícitamente en sus diferentes pasos se recogen varios de los diferentes aspectos tratados, varias de las diferentes observaciones y conclusiones hechas en los capítulos anteriores. Así mismo, es importante anotar que en algunas de sus partes se sugiere la utilización específica de la *System Identification Toolbox* de Matlab como parte integral de la misma.

6.2.1. Ejecución de las pruebas y recolección de los datos

Cuando el generador se encuentre operando normalmente en régimen de vacío en un punto de operación conocido, inyectar en la referencia del sistema de excitación V_{ref} (que es la señal mediante la cual se controla el "setpoint" del mismo) una perturbación pequeña tal que excite las dinámicas del sistema alrededor de ese mismo punto de operación. La perturbación debe ser lo suficientemente pequeña como para que no se alcancen a excitar las dinámicas no lineales, y en general que no se altere significativamente la normal operación del sistema en ese momento. Al mismo tiempo la señal debe ser tal que se logren excitar de manera útil las dinámicas de interés, y tal que posteriormente, al aplicar los algoritmos normalmente utilizados para identificación paramétrica como el PEM, se tiendan a obtener estimaciones sin sesgo y se tiendan a evitar soluciones singulares; esto último se conoce como que la señal sea de excitación persistente.

Se propone para estos efectos el uso de una Secuencia Binaria Pseudoaleatoria, o PRBS, que es una señal que cumple bastante bien con las características requeridas. La excitabilidad de la PRBS sobre el sistema puede ser controlada manipulando los parámetros que definen su ancho de banda en la ecuación (5.1): n_r, el número de bits, y T_{sw}, el ancho de cada pulso de la PRBS (o tiempo de reloj). Esto se puede hacer por medio de un proceso de prueba y error buscando cubrir un espectro rico en frecuencias. Es generalmente recomendable, no obstante, que T_{sw} y n_r se seleccionen tal que $n_r T_{sw}$ sea mayor o igual a T_s, el tiempo de establecimiento del sistema, y para ello hay que tener una estimación a priori aceptable de este en el punto en que se va a medir la salida. La estimación de T_s se puede obtener simplemente realizando previamente una pequeña prueba al escalón sobre el sistema. Se recomienda que los resultados de esta prueba sean adecuadamente filtrados, ya que el ruido presente en la medición puede distorsionar bastante la estimación que se haga de T_s, complicando el posterior proceso de prueba y error para obtener un ancho de banda de la PRBS adecuado. Sin embargo, es bueno tener en cuenta que si el registro se filtra demasiado, la estimación de T_s podría verse de nuevo muy distorsionada.

En el caso particular del sistema de excitación de la Unidad 1 Salvajina se puede utilizar una PRBS de 10 bits ($n_r = 10$) y con un tiempo de reloj de 0.3 s ($T_{sw} = 0{,}3$s). Esta alcanzará a excitar dinámicas aproximadamente hasta los

9.5 rad/s, y la duración de su pulso más largo será de 3 s, con toda seguridad mayor que el tiempo de establecimiento del sistema en la tensión terminal V_t.

La salida a medir en el experimento de identificación es la tensión en terminales V_t. No es necesario hacer mediciones adicionales en ningún otro punto del sistema. La tensión terminal es la señal de mayor accesibilidad práctica en nuestro caso. Como se mencionó en 1.5.5, instrumentación moderna como el *Reivax AQX* permite obtener desde señales trifásicas valores equivalentes RMS transitorios. Por su parte, la entrada a medir sería, obviamente, el voltaje en la referencia V_{ref}, que es donde se estaría aplicando la PRBS.

Un tiempo de muestreo de 10 ms para los datos entrada-salida resulta adecuado. Sin embargo, si se puede muestrear a una tasa mayor es posible que aumente la identificabilidad de las dinámicas rápidas, en particular la identificabilidad de la constante de tiempo del transductor T_r. No obstante, siempre hay que tener en cuenta que si el tiempo de muestreo se disminuye demasiado se pueden producir problemas numéricos en los algoritmos de estimación por causa del ruido.

La duración del experimento debe ser de al menos un ciclo de la PRBS. Los datos muestreados de entrada-salida durante el primer ciclo deben ser usados para ser introducidos en el algoritmo de identificación. El experimento se debería extender en una buena proporción (por ejemplo dos ciclos, ciclo y medio, etc.) para obtener unos datos de entrada-salida adicionales con los cuales hacer posteriores validaciones, como por ejemplo comprobar visualmente que la salida simulada por el modelo identificado para esos datos adicionales de validación se parezca lo suficiente a los realmente registrados (cuantitativamente esto se puede valorar en Matlab con el "índice de ajuste").

6.2.2. Aplicación del método PEM—Estimación de una $G(s)$

Una vez obtenidos los datos del experimento, habría entonces que aplicar sobre ellos el método o algoritmo de identificación para estimar una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t. El método de identificación propuesto es el Método del Error de Predicción, PEM.

Previamente, es necesario remover el valor medio de los datos de entrada-salida, ya que la $G(s)$ a estimar es un modelo linealizado alrededor del punto de operación. Esto es válido, ya que como la perturbación de entrada es pequeña, la dinámica excitada alrededor del punto de operación es aproximadamente lineal, de tal manera que su media corresponde muy aproximadamente al valor en el mismo punto de operación. Adicionalmente, hay que recordar que solo lo registrado durante el primer ciclo de la PRBS será lo que se introduzca en el algoritmo de identificación y el resto se deja para las posteriores validaciones; así, una vez removida la media de los datos entrada-salida hay que partirlos en dos subconjuntos: una parte para estimación y la otra para validación.

Con los datos ya sin media, y discriminado lo que se usará exclusivamente para la estimación y lo que se usará para posteriores validaciones, se introducirían los datos de estimación en una rutina que implemente el método PEM. El método PEM no estimará directamente una función de transferencia continua $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t, sino una discreta $H(z)$ que posteriormente debe ser transformada. Esa función de transferencia discreta a estimar debe tener la forma señalada en (5.2), la cual está basada en la linealización de 4.1, tomada a su vez de [7], y que posteriormente fue transformada a discreto con el método

de "retenedor de orden cero", o "zoh", debido que la perturbación de entrada, la PRBS, es una señal constante a pedazos. Por su parte, la estructura particular que se propone ya para la aplicación del método PEM como tal (es decir, incluyendo la forma en que se modela el ruido) es la ARMAX. Esta estructura se considera apropiada para la mayoría de las aplicaciones si se escogen los órdenes suficientes, y en nuestro caso podemos considerarlo así ya que estos se derivarían de una linealización sencilla del modelo estándar IEEE. El orden del polinomio $A(q^{-1})$ en esta estructura vendría entonces a ser el mismo orden del denominador de $H(z)$, y el orden de $B(q^{-1})$ el mismo del numerador. En cuanto al orden del polinomio $C(q^{-1})$, este se suele considerar igual al de $A(q^{-1})$.

Cuando finalmente se haya aplicado el método PEM y este entregue la estimación para $H(z)$, esta debe ser transformada entonces a continuo mediante la transformación "zoh" inversa, para así finalmente tener nuestra estimación de $G(s)$.

Se sugiere como herramienta de software para llevar a cabo todo lo anteriormente señalado el uso de la *System Identification Toobox* (SIT) de Matlab. Si los datos de entrada-salida recolectados en el experimento pueden convertirse en arreglos en Matlab, todo lo ya mencionado se puede simplificar bastante con ayuda de esta herramienta. La SIT, entre otras muchas funciones, remueve las medias de los datos; permite separarlos en datos para estimación y para validación; implementa el método PEM en todas sus versiones (ARMAX, ARX, BJ, etc.); y transforma los modelos de continuo a discreto o de discreto a continuo con los distintos métodos que existen ("zoh", "foh", aproximación bilinear, ajuste de polos y ceros, etc.).

6.2.3. Derivación de una estimación de los parámetros, evaluación de I_{C2}, validación del modelo con I_{Aj}

Obtenida una estimación para $G(s)$ sus coeficientes del numerador y denominador definen un sistema sobredeterminado de la forma (4.5). En ese sistema de ecuaciones, aparte obviamente de los términos b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1 y a_0 dados por la $G(s)$ estimada, son conocidas también las constantes α y β, que dependen de la tensión terminal en el punto de operación, y de los parámetros del generador. Se supone que el punto de operación donde se ha llevado a cabo el experimento y para el cual se estima $G(s)$ ha sido previamente escogido, o es conocido, y también son conocidos los parámetros del generador: A y B, las constantes que definen la función de saturación S_E, R_{fd} la resistencia del devanado de campo, y T'_{d0} la constante de tiempo transitoria de circuito abierto. La constante α se calcula con la ecuación (4.6), y solo se necesita el valor de T'_{d0}. La constante β se calcula con la ecuación (4.7), y necesita, además de T'_{d0}, el valor de la constante C. Esta última constante se calcula como se indica en (4.3).

Se procedería entonces a hacer una estimación de los parámetros mediante la solución aproximada de (4.5) $P^*_{6/7}$, consistente en la resolución exacta del subsistema de 6 ecuaciones con 6 incógnitas determinado por las seis primeras ecuaciones de dicho sistema. Este subsistema de 6 ecuaciones con 6 incógnitas se puede resolver algebraicamente, pero por su naturaleza cuadrática arroja 2 posibles soluciones; hay que seleccionar aquella donde la estimación para la constante de tiempo del transductor T_r resulte ser menor que aquella para la constante de tiempo de la red de estabilización T_f.

Ya cuando se tenga la estimación de parámetros mencionada, se evalúa entonces indirectamente qué tan acertada pudo haber resultado calculando el índice de consistencia I_{C2} de la ecuación (5.14), o preferiblemente, en su forma más simplificada de la ecuación (5.16). En esta última forma, solo habría que calcular $f_7(P^*_{6/7})$, que es equivalente a tomar las estimaciones para los parámetros de $P^*_{6/7}$ y reemplazarlas en la séptima ecuación de (4.5) (la única que no se usó para el cálculo de $P^*_{6/7}$), y con eso, y los valores de los coeficientes del numerador y denominador de la $G(s)$ estimada evaluar (5.16). Si el valor para I_{C2} da suficientemente pequeño (se recomienda menor o igual a $4e-3\,\%$) seguramente la estimación $P^*_{6/7}$ es buena. Si no, se pueden tomar las acciones correctivas que se sugieren más adelante en 6.2.4.

Adicionalmente, se puede verificar qué tan adecuadamente el modelo finalmente identificado representa los datos que se reservaron para validación después del primer ciclo de la PRBS calculando el índice de ajuste de (5.30). Con "modelo finalmente identificado" nos referiríamos no a la $G(s)$ estimada tras la aplicación del método PEM sino a una $G(s)$ modificada o $\tilde{G}(s)$, que sería la función de transferencia que realmente correspondería, de manera exacta, a la estimación de parámetros que finalmente estamos haciendo, $P^*_{6/7}$ [1]. Los coeficientes del numerador y denominador de esa $\tilde{G}(s)$ simplemente se hallarían tomando las distintas estimaciones para cada uno de los 6 parámetros en $P^*_{6/7}$ y reemplazándolas en (4.5) para calcular unos nuevos b_2, b_1, b_0, a_3, a_2, a_1 y a_0 (las constantes α y β obviamente seguirían siendo conocidas). Esa nueva función de transferencia, $\tilde{G}(s)$, se transformaría entonces a discreto mediante la transformación "zoh", para así introducirle la entrada de los datos de validación y ver qué tan bien simula la correspondiente salida. El "ajuste" entre los simulado y lo medido se cuantificaría, como ya dijimos, con (5.30). De nuevo, la SIT de Matlab facilita la implementación de este aspecto; solo es necesario introducir la versión discreta de $\tilde{G}(s)$ y el set de datos de validación, y esta automáticamente simulará y calculará (5.30).

Aunque se suele considerar que el "ajuste" es bueno cuando el índice de ajuste de (5.30) marca al menos $80\,\%$, según nuestra experiencia en el trabajo, para rangos de ruido similares a los que se trabajaron deberíamos esperar que $\tilde{G}(s)$ simule los datos de validación con un índice de ajuste de alrededor de $94\,\%$ o $93\,\%$. Si a pesar de haber obtenido un valor adecuado para I_{C2}, eventualmente el índice de ajuste resulta registrando un valor menor alejado de estos órdenes para condiciones de ruido similares al rango aquí trabajado, lo más prudente sería tomar también las medidas correctivas sugeridas en 6.2.4.

6.2.4. En caso de que la identificación no sea satisfactoria

Si el I_{C2} resulta ser muy alto, por ejemplo mayor a $4e-3\,\%$, no podemos esperar una buena estimación de los parámetros con la solución aproximada de (4.5) $P^*_{6/7}$, y debemos tomar medidas correctivas para alterar el resultado. Ya que no se esperaría tener que repetir el experimento de identificación, la manera de lograrlo sería introduciendo un cambio tal que el método PEM, trabajando sobre los mismos datos entrada-salida, converja a una estimación diferente para

[1] Recordemos que la $G(s)$ estimada originalmente no corresponde de manera exacta a ningún juego de parámetros P^*, porque el sistema de la forma (4.5) que define siempre será inconsistente.

$G(s)$.

Algo que se puede hacer es modificar la estimación inicial para los parámetros, de tal manera que el algoritmo del PEM parta de un punto diferente para llegar a un resultado diferente. Además, esa estimación inicial para cada uno de los parámetros la podemos cambiar en una cantidad acorde con su sensibilidad e identificabilidad. Eso significa que debemos tener cuidado al alterar los valores iniciales de los parámetros más sensibles como K_r, K_f y T_f, ya que un cambio brusco en ellos puede dar con una $G(s)$ radicalmente diferente. Así mismo, al ser a la vez más identificables, estos tienden a quedar en general bien estimados, y por tanto no hay necesidad de cambiar fuertemente el actual punto de partida en términos de estos. Por su parte, los parámetros T_r, T_a y K_a, son menos sensibles, sus estimaciones tienden a tener un mayor error, y por tanto podemos mover su estimación inicial en rangos mayores.

Adicionalmente, si nos encontramos usando como herramienta de software la SIT, tenemos a la mano en un modo muy sencillo, además del cambio en la estimación inicial, otras opciones:

- Si la función de transferencia $G(s)$ inicialmente identificada resulta ser inestable, tenemos la opción de pedirle a la SIT que implemente el PEM con énfasis en obtener modelos estables. El PEM encontrará en ese caso un modelo estable, pero de menor calidad. Sin embargo, podemos tomar la estimación de parámetros que se deriva de ese modelo estable, y utilizarla como estimación inicial en una nueva ejecución del PEM pero ya sin el énfasis en "estabilidad" sino en "predicción", que es el que se tiene por defecto.

- En algunas oportunidades se observó que ciertas malas estimaciones de $G(s)$ se daban cuando la implementación del PEM no lograba determinar bien el "estado inicial" en los datos. Sin embargo, cuando se cambiaba el método que por defecto la SIT utilizaba para llevar a cabo esta tarea, el resultado solía mejorar. La SIT ofrece básicamente 3 métodos para tratar los estados iniciales: "Zero", que forza todos los estados iniciales a ser exactamente cero; "Estimate", que trata los estados iniciales como un vector desconocido de parámetros y los estima a partir de los datos; y "Backcast", que también los estima pero con un método diferente, consistente en un prefiltrado y ajuste por mínimos cuadrados.

- Finalmente, aunque en este trabajo los resultados con la estructura ARMAX fueron suficientes, en la práctica se podría intentar aplicar el PEM con otras estructuras como la ARX, OE, y BJ. Estas estructuras modelan diferente el efecto del ruido, pero también incluyen los polinomios $A(q^{-1})$ y $B(q^{-1})$, que igual que en el caso ARMAX determinan respectivamente el denominador y el denominador de la función de transferencia discreta $H(z)$ de (5.2), que al ser transformada con la transformación "zoh" inversa nos entregaría nuestra estimación de $G(s)$.

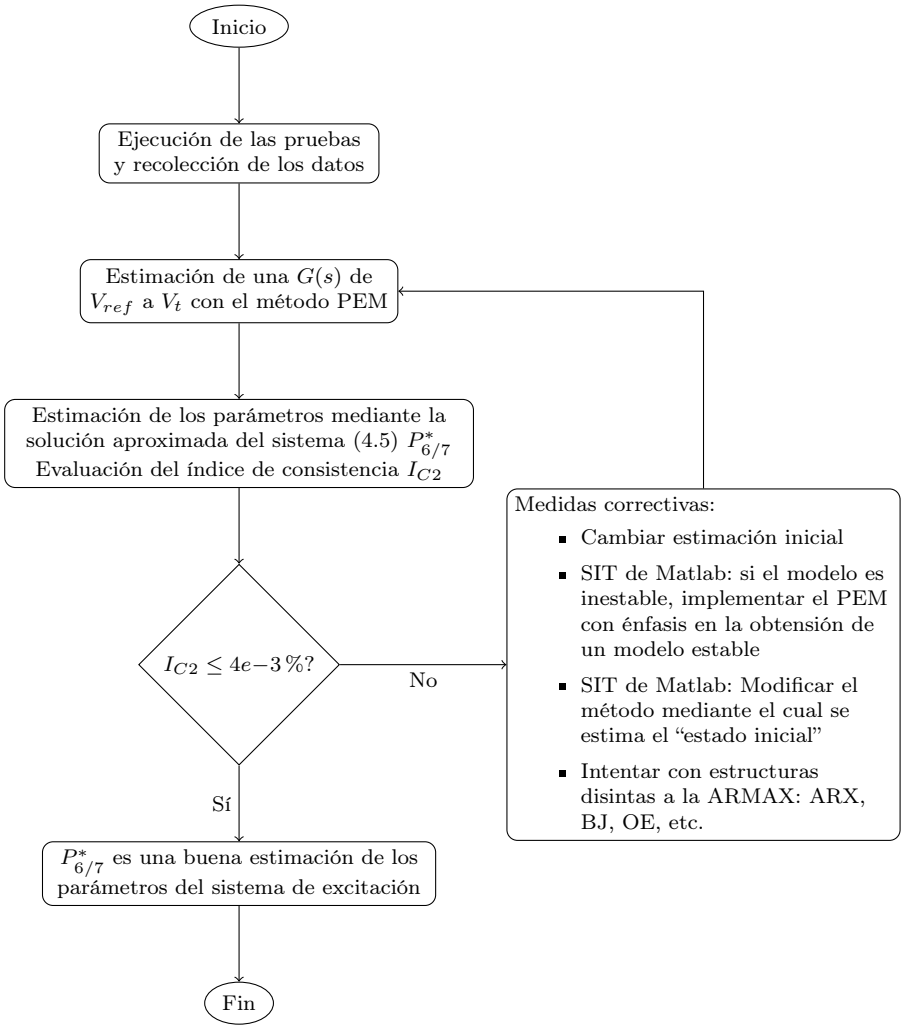
Cuando finalmente tras iterar las veces que se necesite, se obtenga una $G(s)$ tal que el sistema de la forma (4.5) que define tenga un índice de consistencia I_{C2} suficientemente pequeño, la estimación de los parámetros $P^*_{6/7}$ es confiable, y en ella cada parámetro tenderá a estar estimado acorde con su sensibilidad o importancia en la dinámica del sistema. Igualmente, se supone que si la identificación se hace bajo condiciones de ruido similares al rango aquí trabajado,

en el proceso iterativo nos hemos asegurado de que el índice de ajuste para los datos de validación esté al menos por órdenes cercanos a 93 y 94 %. En este punto podemos considerar que el proceso de identificación de los parámetros del sistema de excitación ha terminado.

Hay que anotar, sin embargo, que con niveles de ruido superiores al 5 % se vuelve cada vez más difícil obtener una $G(s)$ que produzca un sistema de la forma (4.5) con un I_{C2} menor a $4e-3\,\%$ y puede ser necesario iterar muchas veces hasta lograrlo. Pero de todas formas, hay que decir también que identificar bajo condiciones de ruido así será en general difícil y poco recomendable.

En la Figura 6.1 tenemos un diagrama de flujo que esquematiza resumidamente la esencia de la metodología propuesta.

Fig. 6.1: Esquema de la Metodología de Identificación propuesta



6.3. Conclusiones

El desarrollo de la metodología ha concluido con su planteamiento, el cual recoge las diferentes conclusiones y observaciones hechas en las distintas etapas de este estudio. Inicialmente en este capítulo se seleccionó un valor específico para el índice de consistencia I_{C2} como referencia en la práctica para saber cuándo se ha alcanzado una buena identificación. Después, se planteó la metodología incluyendo esto como un aspecto fundamental, y tal vez lo más característico. La idea general se podría resumir en la estimación iterativa de una función de transferencia $G(s)$ de V_{ref} a V_t, hasta obtener una que produzca un sistema de ecuaciones sobredeterminado lo suficientemente consistente según cierto criterio (I_{C2}), el cual a su vez se resuelve aproximadamente de una manera específica ($P^*_{6/7}$) para obtener finalmente una estimación de los parámetros del sistema de excitación.

En el último capítulo haremos un resumen de todo lo expuesto en este trabajo, y enumeraremos algunas ventajas de la metodología propuesta. Así mismo, se mencionarán algunos aspectos que en base a la experiencia recogida se cree podrían ser tratados en el futuro como tema de investigación directamente relacionado.

7. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

7.1. Resumen

En este trabajo se presenta el desarrollo de una metodología para la identificación del sistema de control de la excitación de un generador eléctrico de potencia. Las distintas etapas de este desarrollo van abordando de forma ordenada varios aspectos que es importante estudiar para ir configurándola, y hacia el final, teniendo en cuenta lo observado y concluido en dichas etapas, se hace un planteamiento concreto de la misma.

Todo el trabajo se desarrolla utilizando el modelo que se tiene para un sistema de excitación real del sistema de potencia colombiano, concretamente, el modelo IEEE del sistema de excitación de una de las Unidades generadoras de la central hidroeléctrica de Salvajina (Municipio de Suárez, Departamento del Cauca). La metodología propuesta es por tanto particularmente válida para ser aplicada en este sistema de excitación específico, pero esa validez puede ser extendida a sistemas de excitación similares implementados en otros lugares.

Lo primero que se hizo fue una revisión de lo más relevante que hay que saber respecto a los sistemas de control de la excitación en general. Se revisó su lógica de funcionamiento, sus funciones dentro del generador y dentro del sistema de potencia como un todo, sus tipos, las diferentes formas y tecnologías como se implementa en la práctica, así como su modelado. Ya específicamente en cuanto al sistema de excitación de Salvajina, se describió su configuración física y se examinó en detalle el modelo que se tiene para este dispositivo, modelo que sería utilizado intensamente en etapas posteriores del trabajo. Igualmente se incluyó en esto el modelo del generador en circuito abierto. Así mismo, se revisaron cuáles de las variables en el sistema podían ser accesibles en la práctica con miras a nuestro proceso de identificación; en cuanto a esto se resaltó particularmente la tensión en terminales V_t.

En el Capítulo 2 se revisó la teoría de identificación de sistemas. Se miró en qué consistía y se revisaron los métodos más representativos. Se exaltó el Método del Error de Predicción PEM, siendo este uno de los métodos de identificación más sofisticados y tal vez en la actualidad el más preponderante. Igualmente se observó ya la aplicación específica de la teoría de identificación a los sistemas de excitación haciendo una revisión exhaustiva de la literatura sobre el tema. Se identificaron varias deficiencias en las metodologías propuestas en las distintas publicaciones. Se señaló como en la gran mayoría de ellas se hacía uso de la medición de múltiples señales internas cuya accesibilidad en la práctica podía dificultar su fácil implementabilidad. Se señaló también como otras no estimaban la totalidad de los parámetros como parte del procedimiento central. Así mismo se resaltó como en ninguna publicación se trataba verdaderamente la cuestión de la identificabilidad.

En el Capítulo 3 se examinó la sensibilidad de la respuesta del sistema a los

distintos parámetros del modelo del sistema de excitación. Concretamente, se observó cómo cambiaba la respuesta del sistema en distintos puntos ante una pequeña perturbación tipo escalón alrededor del punto de operación cuando se variaban los valores de cada uno de los parámetros individualmente. Este análisis, sin embargo, fue hecho por aparte para los parámetros lineales y para los no lineales. Para los parámetros lineales, sus resultados mostraron que todos ellos eran observables, bajo condiciones normales de operación, en los distintos puntos a los que eventualmente puede accederse en la práctica con miras a un proceso de identificación. Igualmente, mostraron cuáles de ellos eran más sensibles y cuales menos, que se traduce en cuáles eran más identificables y cuáles menos. Entre los más sensibles se destacaban la ganancia del transductor K_r, así como los parámetros de la red de estabilización K_f y T_f; en contraste la ganancia del transductor T_r, y la ganancia y constante de tiempo del amplificador amplificador T_a y K_a eran claramente menos sensibles. Por su parte, en el análisis de sensibilidad de los parámetros no lineales la pobre observabilidad de estos hizo que fuera necesario probar sucesivamente con perturbaciones más y más grandes. Tras varios intentos, finalmente se concluyó que estos parámetros no podían ser identificables bajo condiciones normales y seguras de operación, y por esta razón su estimación fue descartada como objetivo en el resto del desarrollo de la metodología, ya que queríamos que esta fuera aplicable precisamente bajo estas condiciones.

Habiendo comprobado que los parámetros lineales del sistema de excitación eran observables desde los distintos puntos eventualmente accesibles, particularmente desde V_t, y bajo condiciones de operación normal, su identificabilidad en estas mismas condiciones no estaba garantizada hasta tanto no observar si de todas formas eran obtenibles tras la ejecución de un proceso de identificación. Esto fue lo que se analizó en el Capítulo 4. De manera específica, se analizó matemáticamente cómo podían obtenerse si por medio de un proceso de identificación se estimaba una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t. Se examinó la posibilidad de eventualmente obtener parámetros complejos, así como la posibilidad de obtener más de una posible estimación a partir de la misma función de transferencia. Pero finalmente lo central fue descubrir que la única manera de intentar una estimación de los parámetros a partir de esa $G(s)$ tocaría mediante soluciones numéricas aproximadas de un sistema de ecuaciones sobredeterminado que necesariamente iba a ser inconsistente, e inmediatamente con ello, la idea de que la consistencia, o la proximidad a la consistencia de dicho sistema pudiese ser usado como un indicador indirecto de qué tan exitosa resultaba una identificación. Esto marcó la ruta del siguiente capítulo.

En el Capítulo 5, entonces, el propósito fue analizar estadísticamente los resultados de una cantidad bastante considerable de identificaciones para ver cómo se relacionaban la consistencia del sistema sobredeterminado inconsistente que determinaba $G(s)$ y el acierto de estimaciones hechas solucionando de forma aproximada dicho sistema. Para la implementación de las identificaciones de $G(s)$ se tuvieron en cuenta aspectos tratados en capítulos anteriores, como la utilización de una perturbación cuya excitabilidad sobre el sistema pudiese diseñarse y que fuera de excitación persistente, como la PRBS; la aplicación de un método de identificación de sistemas sofisticado, como el PEM; y la utilización solo de mediciones, obviamente, en la tensión terminal V_t. Para la medición de la consistencia se desarrollaron dos índices, y para la medición del acierto también; cada índice de acierto se basaba en una solución aproximada del sistema sobre-

determinado inconsistente, y también cada uno se relacionaba estrechamente con uno de los índices de consistencia. Finalmente los resultados del análisis estadístico de ese gran número de identificaciones mostraron cómo en particular un índice de consistencia (I_{C2}), guardaba una muy alta correlación con un índice de acierto (I_{A2}), el cual a su vez estaba basado en una solución aproximada específica del sistema sobredeterminado inconsistente ($P^*_{6/7}$). De ese modo se tenía un indicador indirecto calculable en la práctica (el índice de consistencia), de qué tan acertada había resultado nuestra identificación. Finalmente, se mostró cómo en esa solución numérica aproximada específica, estimación de los parámetros cuyo grado de acierto podía ser sopesado en la práctica por medio del cálculo del correspondiente índice de consistencia, la estimación individual de cada uno de los parámetros tendía a ser consecuente con su importancia en la dinámica del sistema identificado (sensibilidad).

Por último, en el Capítulo 6, se tienen en cuenta los análisis hechos en las etapas previas para finalmente proponer una metodología. Inicialmente, en lo que tiene que ver con la parte experimental y la obtención de los datos, se propone básicamente que, cuando el generador se encuentre operando normalmente en régimen de circuito abierto, se inyecte en la referencia del sistema de excitación una PRBS suficientemente pequeña tal que no afecte significativamente la operación normal en ese momento, y entonces tomar mediciones de la dinámica excitada alrededor del punto de operación solo en la tensión terminal del generador V_t. Luego, ya en la parte de estimación como tal, el procedimiento se podría resumir como la identificación iterativa de una función de transferencia $G(s)$ desde V_{ref} hasta V_t con el método PEM hasta obtener una que defina un sistema sobredeterminado los suficientemente consistente según cierto criterio (I_{C2}) de donde se deriva entonces una estimación confiable de los parámetros mediante solución aproximada específica ($P^*_{6/7}$).

7.2. Ventajas de la metodología propuesta

Observando las diferentes metodologías que se han propuesto en la literatura, se pueden señalar varias ventajas comparativas de la que aquí se propone con respecto de las demás:

- A diferencia de casi la totalidad de las metodologías propuestas previamente, en donde es necesario acceder a puntos internos dentro del sistema de excitación para realizar las mediciones, e incluso en algunos casos también para introducir las perturbaciones, en esta metodología solo se mide como salida la tensión terminal de la máquina, señal de fácil acceso y para la cual en el mercado se encuentra la instrumentación precisa, y como entrada la referencia, señal con la que en campo se controla el "setpoint" de la máquina, y con esa sola información dinámica se estima la totalidad de los parámetros lineales del sistema de excitación. Esto facilita la implementación práctica de la metodología, y por tanto su aplicación en cualquier momento. Adicionalmente se evita por completo el problema de que las mediciones de entrada y salida tengan algún grado de correlación por cuenta de la realimentación, circunstancia que deteriora el desempeño de los métodos de identificación al aplicarlos sobre estos datos.

- A diferencia también de una gran proporción, la metodología estima la

totalidad de los parámetros como parte del procedimiento central de estimación. Esta diferencia es especialmente importante con las muy pocas metodologías en donde, al igual que esta, se utiliza como medición de salida solo la tensión terminal del generador, y donde algunos de los parámetros, o bien se suelen asumir conocidos, o bien se suelen identifican por medio de un proceso aparte. Particularmente en [7], que trabaja exactamente sobre el mismo sistema con que trabajamos aquí (el mismo de Salvajina), como parte del proceso central de estimación solo se estiman los parámetros del amplificador y de la red de estabilización: K_a, T_a, K_f y T_f, y los parámetros del transductor K_r y T_r se dejan para ser estimados en pruebas específicas sobre ese elemento aislado. En esta metodología, en cambio, los seis parámetros lineales son estimados como parte de un mismo proceso, y en particular la ganancia del transductor K_r, es estimada con una excelente precisión debido a su fuerte sensibilidad.

- Es la primera vez que en base al análisis estadístico de los resultados de una gran cantidad de identificaciones se encuentra un indicador originado en las mismas características matemáticas del problema que sopesa, o "mide indirectamente", qué tan acertado ha resultado el proceso de identificación y la estimación misma de los parámetros. Esto constituye no solo una ventaja comparativa en la metodología, una característica única, sino que constituye también el aporte específico más original de este trabajo.

Además de las ventajas comparativas de la metodología finalmente propuesta, el trabajo como tal contiene tiene algunos aspectos importantes y únicos que vale la pena resaltar:

- Se desarrolló en el Capítulo 3 un análisis de sensibilidad de la respuesta del sistema a los parámetros, análisis que permitió constatar, previo a avocarse en una identificación como tal, la observabilidad de estos bajo condiciones de operación normal en distintos puntos de eventual medición, y permitió también hacerse una idea de a cuáles parámetros creerles menos y a cuáles más tras una estimación de sus valores. Al menos en lo que compete específicamente a la identificación de sistemas de excitación, esto no se observa en ninguno de los trabajos publicados en la literatura, donde lo que se ve es que tras la estimación de algunos parámetros estos se tratan como si tuviesen la misma credibilidad. Creemos que esto es algo que sería bueno hacer siempre dentro de las etapas previas del desarrollo de una metodología de este tipo (con un simulador, obviamente), y la forma específica en que se realizó aquí constituye en sí misma una metodología que puede ser replicada en distintos sistemas de excitación para el mismo propósito.

- La estrategia general de analizar matemáticamente el problema para encontrarle alguna, o algunas, características matemáticas propias que luego se incluyan en el análisis estadístico de los resultados de una gran cantidad de identificaciones simuladas, puede revelar la existencia de indicadores u otro tipo de herramienta que ayuden guiarnos en cuanto a la precisión de la identificación, tal como fue aquí con el caso del índice de consistencia. Esta estrategia general podría extenderse a otro tipo de sistemas de excitación, sistemas con otras estructuras que de pronto determinen otro tipo

de sistemas de ecuaciones, o que en general tengan otras particularidades matemáticas.

7.3. Trabajo futuro

Con base en los resultados del trabajo y la mayor comprensión del problema general adquirida en su desarrollo, a continuación se sugieren temas concretos para ser trabajados en futuros trabajos de investigación teórica y experimentación práctica:

- En primer lugar, obviamente, la comprobación en campo de la metodología aquí propuesta. Esto involucraría un estudio previo detallado de particularidades meramente prácticas, tales como instrumentación a usar, instalación del experimento en campo, maneras de implementar una PRBS, momentos más oportunos para hacer el experimento, etc.

- La extensión de la metodología a cuando el generador se encuentre operando en régimen de carga. Esto requeriría disponer de modelos confiables (y ojalá de máquinas reales como se hizo aquí) del generador en esta condición, modelos que son mucho más complejos y difíciles de conseguir que el del generador operando en régimen de circuito abierto. Sin embargo, si se dispone de uno, tras su linealización alrededor de un punto de operación es posible que se conserve la estructura matemática del problema, o que sea muy similar a la que aquí se tuvo, y entonces de nuevo la consistencia pueda ser usada como una medida indirecta del acierto de la identificación. Hay que tener en cuenta, no obstante, que cuando el generador está conectado al resto del sistema, aunque no lo está propiamente a un bus idealmente infinito, sí lo está a uno cuya inercia de voltaje es importante, y las dinámicas del sistema de excitación no se manifiestan en terminales con la misma libertad a como sucede en circuito abierto. Habría que hacer entonces un buen análisis de sensibilidad de los distintos parámetros en la tensión terminal bajo esta condición particular, si es que como medición de salida solo se usará esta variable. No obstante, en ese caso podría ser posible adicionar también mediciones de la corriente o la potencia terminal.

- La extensión de la metodología a otros tipos de sistemas de excitación como AC y DC, y subtipos mismos de ST. En algunos casos, como subtipos similares al aquí trabajado, puede que la situación que aquí se dio se replique de modo muy similar y no sean necesarios más que unos pocos ajsutes. En otros, sin embargo, puede que hayan más parámetros y, por ejemplo, la situación se revierta de un sistema de ecuaciones sobredeterminado inconsistente, a un sistema de ecuaciones subdeterminado y con infinitas soluciones, en cuyo caso habría que pasar del concepto de la "consistencia" a uno nuevo. En cualquier caso, suceda o no eso, o suceda cualquier otra cosa, la estrategia general sería la búsqueda de pistas en la naturaleza matemática del problema que nos ayuden a acercarnos a estimaciones cada vez más y más precisas, y que esto sea estadísticamente contrastado con los resultados de una buena cantidad de identificaciones hechas con algún método.

- La identificación de las no linealidades. En este trabajo resultó claro que no es razonable esperar estimar los parámetros no lineales del sistema de excitación en condiciones de operación normal. Si no se quiere tener que identificar estos con la máquina apagada o desmontando partes de la instalación, una alternativa sería la exploración de métodos que hagan uso de registros operativos durante arranques o grandes eventos, tales como fallas o maniobras fuertes relativamente cercanas a los terminales.

Apéndice

A. PARÁMETROS UTILIZADOS PARA LA SIMULACIÓN DE LOS MODELOS

Tab. A.1: Parámetros del Sistema de Excitación para una de las Unidades Generadoras de Salvajina

Parámetro	Descripción	Valor
R_c	Resistencia del compensador de corriente cruzada	0
X_c	Reactancia del compensador de corriente cruzada	0
T_r	Constante de tiempo del filtro de entrada del regulador	$0,032$ seg
K_a	Ganancia del regulador de tensión	$165,15$
T_a	Constante de tiempo del regulador de tensión	$0,16$ seg
K_f	Ganancia de la red de estabilización	$0,0175$
T_f	Constante de tiempo de la red de estabilización	$0,86$ seg
V_{AMAX}	Límite máximo del voltaje interno del regulador	$4,78$ pu
V_{AMIN}	Límite mínimo del voltaje interno del regulador	$-4,51$ pu
V_{RMAX}	Factor del límite máximo del voltaje de salida del regulador	$3,37$ pu
V_{RMIN}	Factor del límite mínimo del voltaje de salida del regulador	$-2,98$ pu
K_c	Factor de reducción del voltaje de campo por las conmutaciones del puente rectificador	$0,123$

Tab. A.2: Parámetros del Generador en circuito abierto

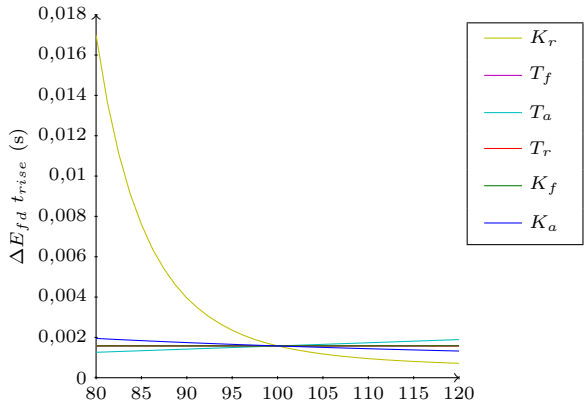
Parámetro	Descripción	Valor
T'_{d0}	Constante de tiempo transitoria en circuito abierto	7 seg
A	Parámetro de saturación	$0{,}6082\times10^{-5}$
B	Parámetro de saturación	$9,83951$ seg
R_{fd}	Resistencia del devanado de campo	$0,9009$ pu

Tab. A.3: Características del Generador de la Central Salvajina

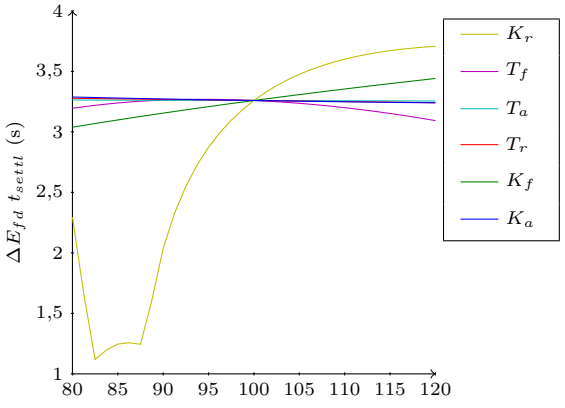
Potencia nominal	100000 KVA
Frecuencia nominal	60 Hz
Número de polos	40
Velocidad	180 rpm
Factor de potencia	0,9 en atraso
Voltaje nominal	13800 V
Corriente nominal	4184 A
Excitación	300 V

B. CURVAS DE SENSIBILIDAD PARA E_{FD} E I_{FD}

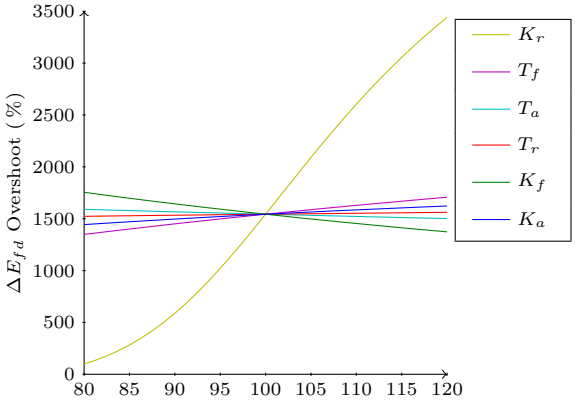
Fig. B.1: Curvas de Sensibilidad para E_{fd}



(a) tiempo de subida

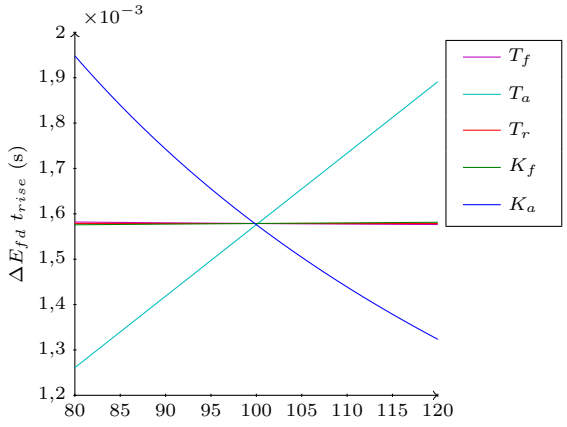


(b) Tiempo de asentamiento

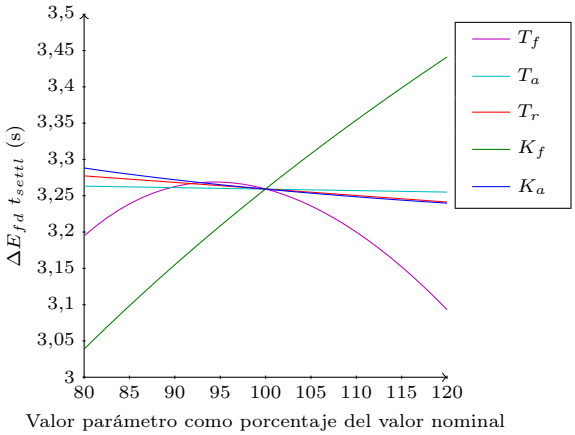


(c) Sobrepico

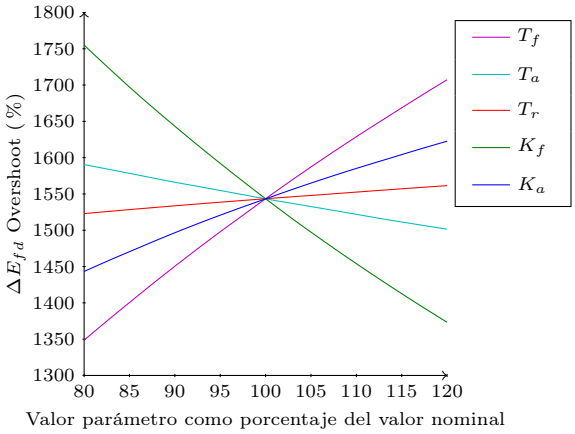
Fig. B.2: Curvas de Sensibilidad para E_{fd} sin K_r



(a) Tiempo de subida

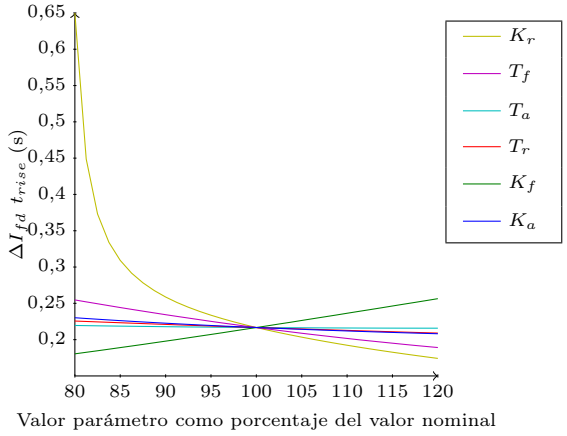


(b) Tiempo de asentamiento

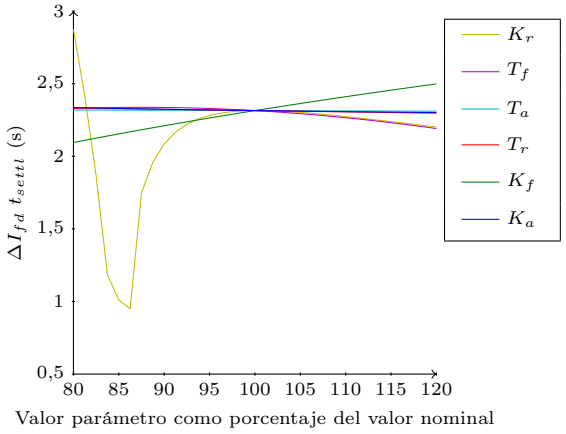


(c) Sobrepico

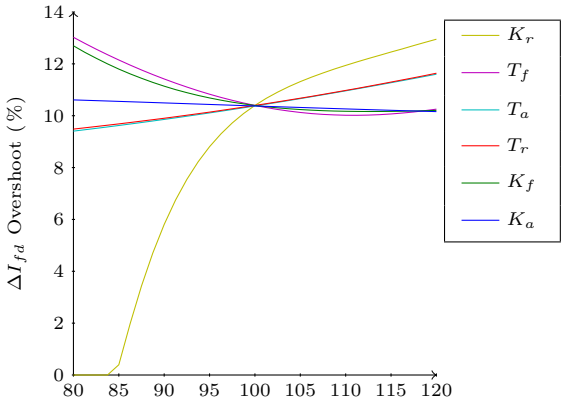
Fig. B.3: Curvas de Sensibilidad para I_{fd}



(a) Tiempo de subida

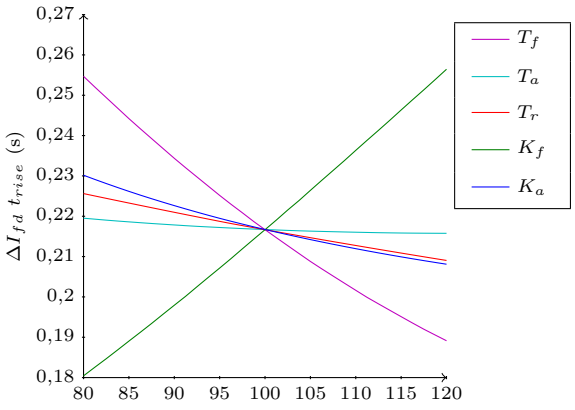


(b) Tiempo de asentamiento

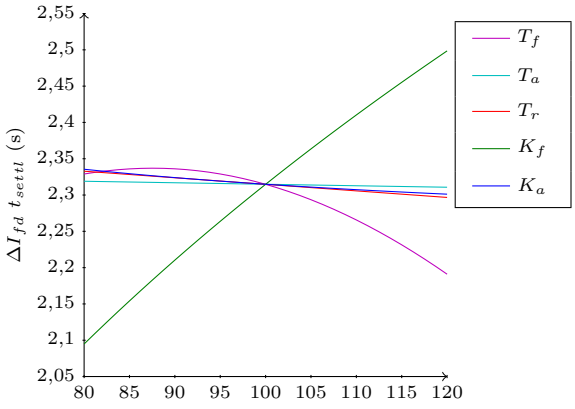


(c) Sobrepico

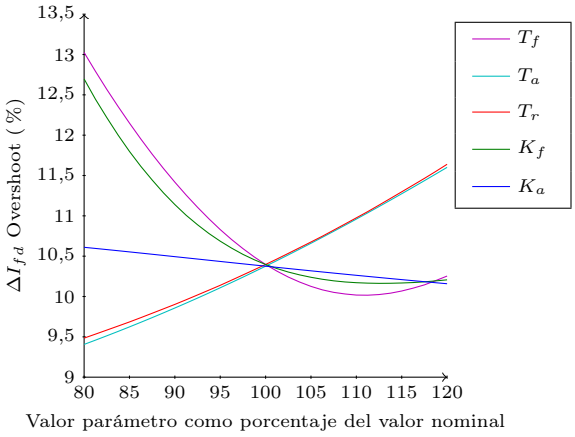
Fig. B.4: Curvas de Sensibilidad para I_{fd} sin K_r



(a) Tiempo de subida



(b) Tiempo de asentamiento


13,5
13
12,5
12
11,5
11
10,5
10
9,5
9
80
85
90
95
100
105
110
115
120
ΔI_{fd} Overshoot (%)
Valor parámetro como porcentaje del valor nominal
T_f
T_a
T_r
K_f
K_a

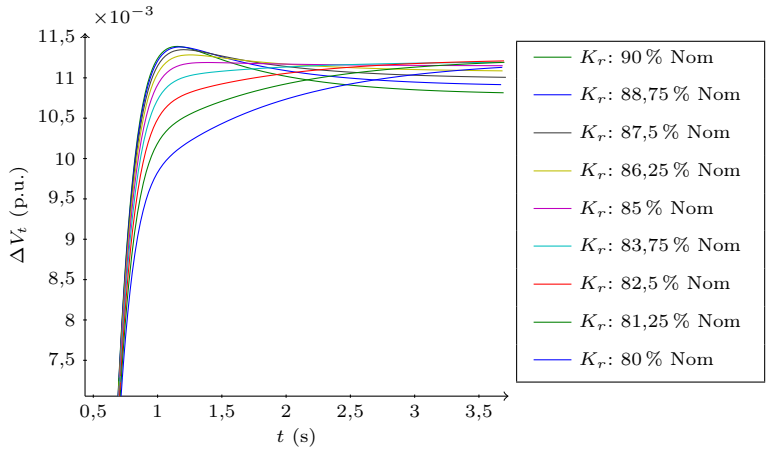
(c) Sobrepico

C. DISCONTINUIDADES EN LAS CURVAS DE SENSIBILIDAD

Aquellos cambios bruscos que se observan en las curvas de sensibilidad de K_r para el tiempo de asentamiento del voltaje terminal V_t, del voltaje de campo E_{fd}, y de la corriente de campo I_{fd} no son simples variaciones rápidas en la tendencia del tiempo de asentamiento; son de hecho discontinuidades. Examinaremos solo la discontinuidad correspondiente al voltaje terminal V_t, ya que la idea principal es en todos los casos la misma.

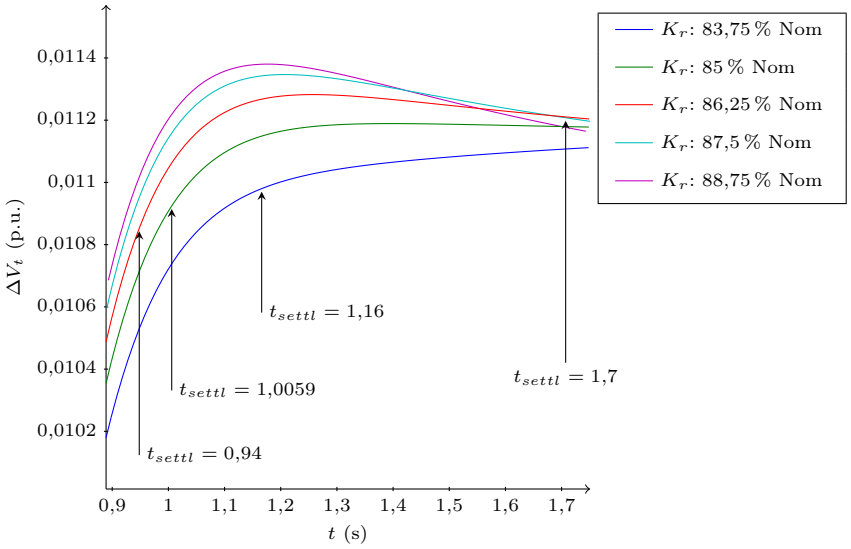
Primero en la Figura C.1 observamos porqué, en el proceso de variación de K_r como porcentaje de su valor nominal, el tiempo de asentamiento del voltaje terminal después de ir disminuyendo empieza a crecer. Como se observa en esta Figura, a medida que se aumenta K_r la respuesta al escalón del voltaje terminal se parece más al escalón mismo, disminuyendo así el tiempo de asentamiento de forma muy rápida, pero solo hasta cierto punto; de ahí en adelante la respuesta empieza a desarrollar un sobrepico y el tiempo de asentamiento vuelve a crecer. Es justamente esto, como se explicará más adelante, la causa principal de la discontinuidad.

Fig. C.1: Respuestas al escalón para valores de K_r alrededor del cambio brusco



En la Figura C.2, una versión ampliada de la Figura C.1, vemos cómo la curva azul no presenta sobrepico y asciende asintóticamente hacia el valor de estado estable, por esta razón, el tiempo de asentamiento viene a ser el momento en el cual la curva supera el 98 % del valor de estado estable. Esto lo observamos más detalladamente en la Figura C.3, donde mostramos únicamente la curva azul junto con la banda de ±2 % alrededor del estado estable. Ahí vemos más claramente el asenso asintótico y el tiempo de asentamiento.

Fig. C.2: Figura C.1 ampliada



Fijémonos ahora en la curva verde de la Figura C.2. Esta ya presenta un leve sobrepico (0,37 %), y a diferencia de la anterior, no asciende sino que desciende asintóticamente hacia el valor de estado estable (en todo caso, se conserva siempre que la respuesta va asintóticamente hacia el estado estable). Como el sobrepico es tan pequeño, la respuesta no alcanza a superar jamás el 102 % del valor de estable, y el tiempo de asentamiento viene a ser, igual que en el caso anterior, el momento en el cual la respuesta logra superar el 98 % del valor de estado estable. En la figura C.4 tenemos una gráfica aislada de la curva verde junto con la banda de ±2 % alrededor del estado estable. Se observa en esta más claramente el sobrepico y el subsiguiente descenso asintótico hacia el estado estable.

Fig. C.3: Detalle curva azul

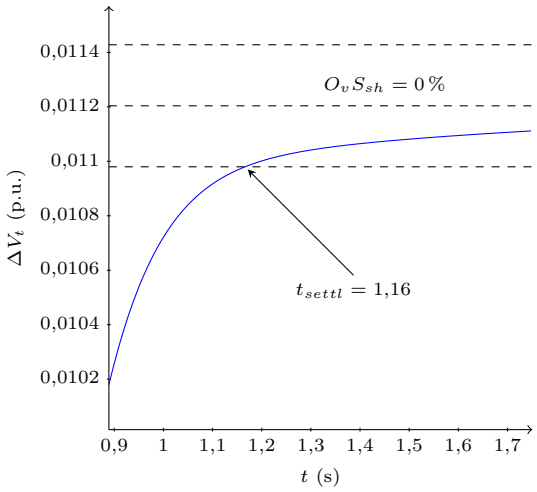
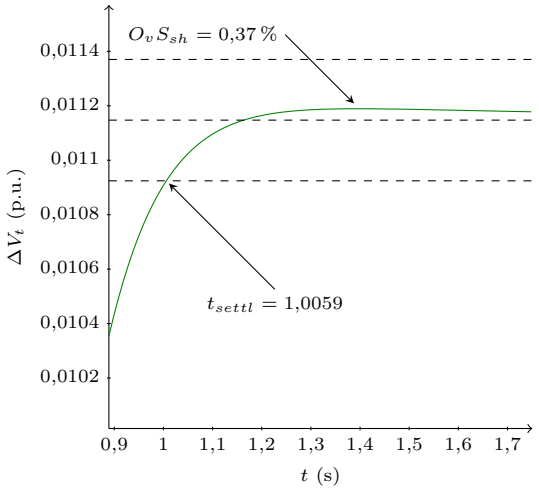
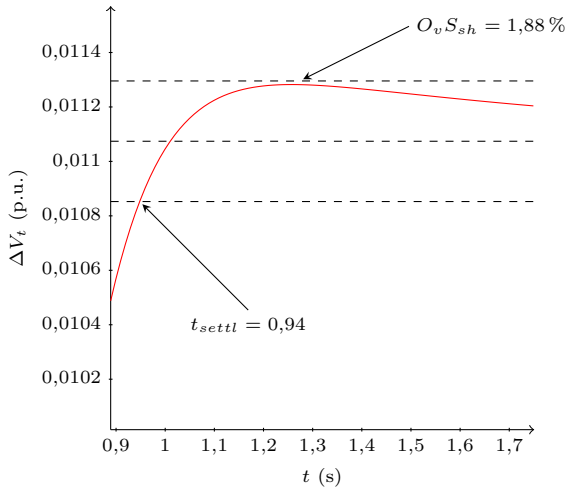


Fig. C.4: Detalle curva verde



Ahora pasemos a la curva roja en la Figura C.2. Vemos que es esencialmente igual a la verde: se tiene un pequeño sobrepico y un descenso asintótico hacia el estado estable. Sin embargo, nos encontramos ya bastante cerca del valor crítico que determina la discontinuidad; el valor del sobre pico es del 1,88 %, casi el 2 %. Esto significa que la curva está a punto de rozar el límite superior de la banda de ±2 % alrededor del estado estable. Como de todas maneras éste límite superior no es sobrepasado, de nuevo el tiempo de asentamiento viene a ser el momento en el cual la curva supera el 98 % del valor de estado estable. La Figura C.5 nos muestra solo la curva roja con la banda de ±2 % alrededor del estado estable. Se observa mejor cómo la respuesta está a punto de tocar la banda superior del ±2 %.

Fig. C.5: Detalle curva roja

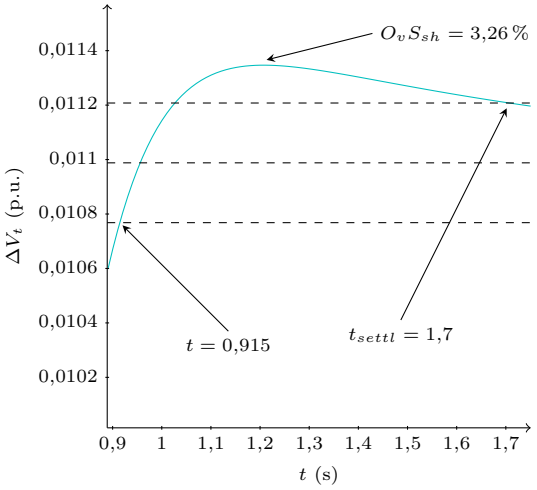


Hasta ese punto tenemos que el tiempo de asentamiento disminuye conti-

nuamente.

Remitiéndonos por última vez a la Figura C.2 vemos que la curva que sigue, la aguamarina, también tiene un sobrepico y descenso hacia el estado estable, pero aquí el sobrepico es ya del 3,26 %. Esto se observa mejor en la Figura C.6.

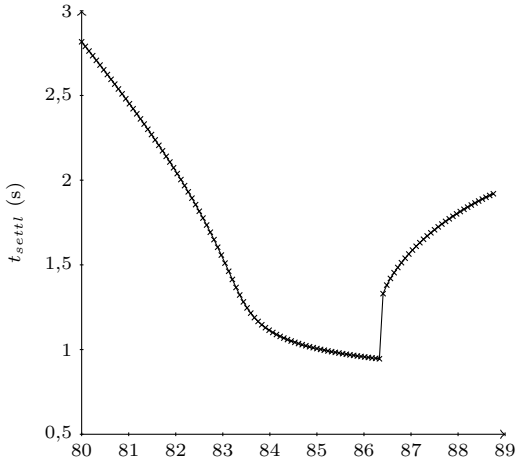
Fig. C.6: Detalle curva aguamarina



Tenemos entonces que para esta última curva, a diferencia de todas las anteriores, la respuesta ha logrado por fin superar, en su sobrepico, el límite superior de la banda de ±2 % alrededor del estado estable. Tras alcanzar su valor máximo en el sobrepico, la respuesta empieza un descenso asintótico hacia el valor de estado estable, igual que en las dos curvas anteriores, pero como en su sobrepico ha superado el +2 %, el tiempo de asentamiento ya no vendrá dado, como en las otras, por el momento en el cual la respuesta había superado el 98 % del valor de estado estable, sino por el momento en el cual, tras haber alcanzado su sobrepico, logre volver a descender por debajo del 102 % del valor de estado estable. Al momento que la respuesta logra tener un sobrepico superior al 2 %, el tiempo de asentamiento, que venía disminuyendo continuamente, da de repente un salto discreto hacia adelante, y comienza de nuevo a variar en forma continua. En últimas, lo que marca esta discontinuidad numérica, no es otra cosa que un cambio cualitativo en la manera en que las diferentes curvas generadas por la variación continua de K_r logran el tiempo de asentamiento: antes de cierto valor de K_r todas las respuestas logran el tiempo de asentamiento de la misma manera; después de ese mismo valor, todas las respuestas logran el tiempo de asentamiento de otra manera. Los cambios cualitativos a veces se ven reflejados en discontinuidades.

Tenemos en la Figura C.7 una ampliación de la discontinuidad, la cual ha sido generada con intervalos de variación de K_r mucho más pequeños. Específicamente K_r se fue variando en pasos de 1/640 del valor nominal, es decir, 0,15625 %. Es claro que por más pequeño que sea el intervalo de simulación la discontinuidad jamás desaparece.

Fig. C.7: Detalle de la curva de sensibilidad alrededor de su discontinuidad



D. ALGUNOS SCRIPTS UTILIZADOS EN ESTE TRABAJO

A continuación algunos de los scripts de Matlab con los que se implementaron algunas de las tareas más importantes desarrolladas en este trabajo.

El siguiente fue el script implementado para obtener los datos con que se construyeron las curvas de sensibilidad de los parámetros lineales para el voltaje terminal V_t:

```
%Este es para parametros lineales y para Vt
clear
%Valores nominales
Nom=[165.15,0.0175,0.032,0.16,0.86,1];
%Los parametros toman como valor inicial los nominales
P=Nom;
%Matriz para guardar los resultados:
M=zeros(33,4);
%Se limpia el archivo de texto donde se escriben los datos
dlmwrite('ParaPrueba.txt',[])
%Se cuadra el orden en que se variaran los parametros
Ka=1;Kf=2;Tr=3;Ta=4;Tfed=5;Kr=6;
%Parametros no lineales y parametros del generador que son constantes
Vrmx=3.37;Vrmn=-2.98;Vamx=4.78;Vamn=-4.51;Kc=0.123;Tdo=7;
Ag=0.6082*(10^-5);Bg=9.83951;Rfd=0.9009;
%Los valores usuales para Vt0 y Vtf
Vt0nor=fzero(@(x)x*(P(Kr)+Rfd*(1+Ag*exp(Bg*x))/P(Ka))-1,0.99);
Vtfnor=fzero(@(x)x*(P(Kr)+Rfd*(1+Ag*exp(Bg*x))/P(Ka))-1.01,1.01);
%%%%%
%Se cuadra el paso de simulacion:
opciones=simset('MaxStep',0.01);
%Empieza el ciclo de variacion variando 33 veces el valor de
%cada uno de los 6 parametros
for j=1:6
   for l=1:33
       %Se cambia el parametro
       P(j)=(l+15)*Nom(j)/32;
       %Se halla Vt0 y Vtf
       if(j==1||j==6)%Cuando se varia Kr y Ka Vt0 y Vtf cambian
          Vt0=fzero(@(x)x*(P(Kr)+Rfd*(1+Ag*exp(Bg*x))/P(Ka))-1,0.99);
          Vtf=fzero(@(x)x*(P(Kr)+Rfd*(1+Ag*exp(Bg*x))/P(Ka))-1.01,1.01);
       else
           Vt0=Vt0nor;
           Vtf=Vtfnor;
       end
       %Se hallan las condiciones iniciales
       X0int=Vt0*Tdo;X0r=P(Kr)*Vt0;X0a=P(Ka)*(1-P(Kr)*Vt0);X0est=P(Kf)*X0a;
       %Se simula el sistema
       sim('st1a_gen3_r',[],opciones,[])
       %A partir del vector de Vt se crea el de DeltaVt:
       clear DeltaVt
       DeltaVt=zeros(1,length(ysal));
       for i=1:length(ysal)
           if(tout3(i)<=0.5)
              DeltaVt(i)=0;
```

```
            else
               DeltaVt(i)=ysal(i)-Vt0;
            end
        end
        %Se corre una pequeña rutina que halla tiempo de subida,
        %tiempo de asentamiento y sobrepico, y se guarda en una estructura:
        estruct=EscalonCosas(DeltaVt,tout3,Vtf-Vt0);
        %Se guardan los resultados en la matriz
        M(l,:)=[((l+15)*100/32),cell2mat(struct2cell(estruct))'];
    end
    %Se escribe la matriz en un archivo texto:
    dlmwrite('ParaPrueba.txt',M,'-append','delimiter','\t',
             'precision',16,'roffset',1)
    %El parametro variado se devuelve al valor nominal:
    P(j)=Nom(j);
end
```

Y a continuación el que llevaba a cabo y obtenía los datos de los primeros 1000 experimentos del análisis estadístico de la consistencia:

```
%Las matrices donde se guardaran los resultados:
IC1=zeros(100,10);
IA1=zeros(100,10);
IAj1=zeros(100,10);
IC2=zeros(100,10);
IA2=zeros(100,10);
IAj2=zeros(100,10);
IAjGen=zeros(100,10);
%Los valores de los parametros:
P=[1,0.032,165.15,0.16,0.0175,0.86];
%Se carga el tiempo de muestreo del ruido:
load truid
%Se carga la respuesta del sistema a la PRBS:
load ysalsinruid
%Se carga la PRBS:
load entr2
%Se le remueve el valor medio a la entrada:
entr2d=entr2-mean(entr2);
%Los 10 niveles de potencia  del ruido a utilizar:
NivPot=[6e-12,2.3e-11,6.15e-11,1e-10,1.5e-10,2.2e-10,3.3e-10,4.1e-10,
        4.75e-10,5e-10];
%Las propiedades constantes del objeto tipo iddata para estimar:
conrue=iddata(zeros(30721,1),entr2d(1:30721),0.01);
conrue.OutputName={'Vterm'};
conrue.OutputUnit={'V'};conrue.InputName={'Vref'};conrue.InputUnit={'V'};
conrue.Period=Inf;conrue.InterSample='zoh';conrue.Tstart=0;
%Las del objeto para validar:
conruv=iddata(zeros(29310,1),entr2d(30722:60031),0.01);
conruv.OutputName={'Vterm'};
conruv.OutputUnit={'V'};conruv.InputName={'Vref'};conruv.InputUnit={'V'};
conruv.Period=Inf;conruv.InterSample='zoh';conruv.Tstart=30721*0.01;
%La semilla del generador de numeros aleatorios del generador de ruido:
smlla=22590;
%Se hacen los 100 experimentos para cada uno de los 10 niveles de ruido:
for p=1:10
    for m=1:100
        %Generamos el ruido de medicion:
        smlla=smlla+1;
        sim('GenRuid')
        %Le remuevo la media a la salida con ruido de medicion
        VarAux=ysalsinruid+ruid-mean(ysalsinruid+ruid);
        %Asigno la salida al objeto iddata de estimacion:
        conrue.OutputData=VarAux(1:30721);
```

```
%Se intenta identificar con el metodo PEM un modelo tipo ARMAX:
try
   amx4441=armax(conrue,[4 4 4 1]);
   %Aqui registramos que si pudo obtener el armax:
   Convergio=true;
catch
    %Aqui quiere decir que no convergio:
    Convergio=false;
end
%Miramos si el modelo obtenido tiene polos reales negativos
%en el dominio de Z:
if Convergio
  polos=roots(amx4441.a);
  for k=1:4
      if (polos(k)==real(polos(k)))&&(real(polos(k))<0)
          HayNegs=true;
          break
      else
          HayNegs=false;
      end
  end
end
%Verificamos que el modelo obtenido no tenga un indice de ajuste
%general claramente inaceptable:
if Convergio&&~HayNegs
    conruv.OutputData=VarAux(30722:60031);
    [ysim,IAjGen(m,p)]=compare(conruv,amx4441);
    clear ysim
end
%Si no se cumplio con alguno de los criterios anteriores se repite
%todo hasta obtener uno que si sea razonable introducir en el
% analisis estadistico de la conisistencia:
while(~Convergio||HayNegs||isnan(IAjGen(m,p))||isinf(IAjGen(m,p)))
       %Repito todo:
       smlla=smlla+1;
       sim('GenRuid')
       VarAux=ysalsinruid+ruid-mean(ysalsinruid+ruid);
       conrue.OutputData=VarAux(1:30721);
       try
          amx4441=armax(conrue,[4 4 4 1]);
          Convergio=true;
       catch
          Convergio=false;
       end
       if Convergio
          polos=roots(amx4441.a);
          for k=1:4
              if (polos(k)==real(polos(k)))&&(real(polos(k))<0)
                  HayNegs=true;
                  break
              else
                  HayNegs=false;
              end
          end
       end
       if Convergio&&~HayNegs
           conruv.OutputData=VarAux(30722:60031);
           [ysim,IAjGen(m,p)]=compare(conruv,amx4441);
            clear ysim
       end
end
%El modelo identificado se transforma a discreto con zoh:
```

```
        amx4441_c=d2c(amx4441,'zoh');
        %Se invoca una rutina que resuelve el sistema de forma aproximada por
        %minimos cuadrados y halla IC1, IA1 y la G(s) modificada:
        [IC1(m,p),IA1(m,p),NvoModlCont]=MinCuadrs(amx4441_c.b,amx4441_c.a,
                                                  amx4441_c.c,P);
        %Se transforma a discreto la G(s) modificada:
        NvoModDisc=c2d(NvoModlCont,0.01,'zoh');
        %Se halla el indice de ajsute 1:
        [ysim,IAj1(m,p)]=compare(conruv,NvoModDisc);
        clear ysim
        %Se invoca una rutina que resuelve el sistema de forma aproximada
        %usando 6 de las 7 ecuaciones y halla IC2, IA2 y la G(s) modificada:
        [IC2(m,p),IA2(m,p),NvoModlCont]=SeisDeSiete(amx4441_c.b,amx4441_c.a,
                                                    amx4441_c.c,P);
        %Se transforma a discreto la G(s) modificada:
        NvoModDisc=c2d(NvoModlCont,0.01,'zoh');
        %Se halla el indice de ajsute 2:
        [ysim,IAj2(m,p)]=compare(conruv,NvoModDisc);
        clear ysim

    end
end
```

Bibliografía

[1] "IEEE recommended practice for excitation system models for power system stability studies," IEEE Std 421.5, 2005.

[2] A. Zazo, J. L. Zamora, L. Rouco, and F. L. Pagola, "Identification of excitation systems from time response tests," *IEE Conference Publications*, vol. 389, pp. 839–844, 1994.

[3] A. J. Saavedra and J. M. Ramírez, "La identificación de sistemas aplicada a los sistemas de excitación de generadores."

[4] M. Rasouli and M. Karrari, "Nonlinear identification of a brushless excitation system via field tests," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 10, no. 4, December 2004.

[5] S. Rangnekar, R. B. Ghodgoakar, and K. K. Patel, "A study of the performance of detailied and simplified models of IEEE standard DC1A excitation control system," in *Proc. 8th Eur. Conf. Power Electron. Aplicat.*, 1999, pp. 1–5.

[6] C. M. Liaw, T. S. Liu, Y. T. Chen, and C. J. Lin, "Parameter estimation of excitation systems from sampled data," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 37, no. 5, pp. 663–666, May 1992.

[7] H. A. Botero and J. M. Ramírez, "A methodology for excitation system identification," in *ICIECA*, 2005.

[8] J. M. Ramírez *et al.*, "Modelos matematicos para los reguladores de velocidad y los sistemas de excitación de la planta de Salvajina," *Energía y Computación*, no. 2, 2000.

[9] P. V. Overschee and B. D. Moor, "Subspace identification for linear systems," Kluwer Academic Pub., 1996.

[10] M. J. Gibbard and Q. H. Kaan, "Identification of excitation system parameters," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-94, no. 4, pp. 1201–1207, July 1975.

[11] J. C. Wang, H. D. Dong, C. T. Huang, Y. T. Chen, C. L. Chang, and C. Y. Huang, "Identification of excitation system models based on on-line digital measurements," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 10, no. 3, pp. 1286–1293, August 1995.

[12] T. Y. Guo, C. S. Liu, and C. T. Huang, "Identification of excitation system model parameters via finalization tests," in *Proc. IEE 2nd Int. Conf. Adv. Power System Contr. Op. Man.*, 1993, pp. 833–838.

[13] E. Ludwing, M. L. Crow, K. Erickson, and K. Shah, "A feasibility study of on-line excitation system parameter estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 13, no. 3, August 1997.

[14] S. Shande, Z. Shouzhen, and H. Bo, "Identification of parameters of synchronous machine and excitation system by on-line tests," in *Proc. IEE Int. Conf. Adv. Power System Contr. Op. Man.*, November 1991, pp. 716–719.

[15] J. J. Sanchez, C. J. Hridenbaugh, C. E. J. Bowler, and J. S. Edmonds, "Tajectory sensitivity based identification of synchronous generator and excitation system parameters," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 3, no. 4, pp. 1814–1821, November 1988.

[16] Y. Y. Hsu *et al.*, "Experience with the identification and tuning of excitation system parameters at the second nuclear power plant of taiwan power company," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 2, May 1996.

[17] X. Yao *et al.*, "Estimation of generator excitation-system parameters by tabu search," IEEE, 2001.

[18] R. Bashkar *et al.*, "Nonlinear parameter estimation of excitation systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 4, November 2000.