



# **ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**

**Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación**



**“DISEÑO DE DETECTORES DE FALLOS DE UN ACTUADOR TIPO VÁLVULA DE CONTROL Y DEL CONTROLADOR DE RECONFIGURACIÓN DEL CONTROL ANTE FALLOS EN UNA PLANTA PILOTO”**

## **TRABAJO DE TITULACIÓN**

**Previo a la obtención del Título de:**

## **MAGÍSTER EN AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL INDUSTRIAL**

Presentado por:

**ING. JOSÉ SÁNCHEZ AQUINO**

**ING. DANIEL FLORES TOMALÁ**

Guayaquil – Ecuador

2016

## **AGRADECIMIENTOS**

Los autores estamos agradecidos en primer lugar con Dios por haber bendecido y guiado nuestros caminos a la culminación de una nueva etapa en nuestras vidas como profesionales.

Al MSC. Arístides Reyes B. Director del Proyecto de Graduación, quien con su apoyo y conocimiento nos guió a lo largo de todo el proyecto.

A nuestros padres, que con su apoyo incondicional y colaboración han hecho posible que lleguemos a la culminación de nuestra carrera.

## DEDICATORIA

Los dones y la confianza son obra de ti mi Dios, por eso te dedico nuevamente una tesis, porque fuiste tú quien hiciste esto posible, de igual manera a ti padre que desde el cielo guías mis pasos y me apoyas de manera incondicional, a ti madre que con tus consejos me induces día a día a superarme, a ustedes mis hermanos que con su granito de arena me dan el ánimo para seguir adelante, a ustedes Mayra y Said quienes con su paciencia y apoyo me dan la fortaleza para seguir adelante. Gracias por todo familia.

Daniel Flores Tomalá

## DEDICATORIA

Dedico este trabajo a todas aquellas personas que contribuyeron directa e indirectamente para que sea culminado con éxito, como es el caso de mis padres, Mario y Fanny; que con su amor infinito me enseñaron desde niño a esforzarme siempre para alcanzar los objetivos planteados, a mi hermana Samara que con su paciencia y dedicación estuvo presente siempre ayudando en casa mientras estudiaba y a mi futura esposa Geomayra que con su amor incondicional, estuvo apoyándome siempre.

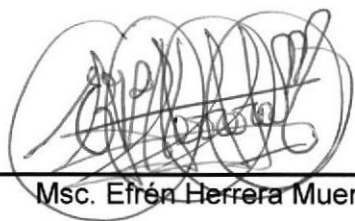
José Sánchez Aquino

**TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN**



Ph.D. Carlos Monsalve A.

PRESIDENTE



Msc. Efrén Herrera Muentes

VOCAL PRINCIPAL



MSc. Aristides Reyes Bacardí

DIRECTOR DE TRABAJO DE TITULACIÓN

## DECLARACIÓN EXPRESA

"La responsabilidad y la autoría del contenido de este Trabajo de Titulación, nos corresponde exclusivamente; y damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual".



\_\_\_\_\_  
José Miguel Sánchez Aquino



\_\_\_\_\_  
Daniel Gregorio Flores Tomalá

## RESUMEN

El presente trabajo se enfoca en la Detección y Aislamiento del Fallo de manera tal que se pueda determinar la presencia de un fallo en una válvula de control de igual porcentaje como la que ofrece el programa DAMADICS. La importancia de este trabajo radica en las necesidades de completar los sistemas modernos de control automatizados con una herramienta capaz de detectar, aislar e informar (DAI) la ocurrencia de anomalías incipientes o catastróficas en los procesos industriales.

Para ello se diseñan y ponen a prueba tres detectores de fallo entre la amplia gama de detectores presentados en la comunidad académica y de ingenieros dedicados a la práctica industrial. Se determina cuál de ellos es mejor para la DAI del fallo a un sistema SCADA el cual no es objeto de estudio y diseño en este Trabajo. Para la selección del mejor detector se empleó el criterio de la frecuencia de detección correcta del fallo considerando la limitación propia de la muestra del trabajo de los detectores de fallos. Completando las ideas del Control Tolerante a Fallos se propone un Controlador Predictivo Neuronal Robusto, con lo cual se termina de conformar el Control Tolerante a Fallos Pasivo.

Se prueban las bondades de robustez del controlador diseñado aplicando en la válvula de control del modelo en Simulink, dos fallos del conjunto de 19 fallos que proporciona el programa DAMADICS. Se dan las conclusiones y propuestas para el trabajo futuro en esta línea de investigación actual.

## ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS.....	II
DEDICATORIA .....	III
TRIBUNAL DE SUSTENTACIÓN.....	V
DECLARACIÓN EXPRESA.....	VI
RESUMEN .....	VII
ÍNDICE GENERAL.....	VIII
ABREVIATURAS Y SIMBOLOGÍA.....	XI
ÍNDICE DE FIGURAS.....	XIII
ÍNDICE DE TABLAS.....	XVI
CAPÍTULO 1 .....	1
1. GENERALIDADES.....	1
1.1 Antecedentes .....	1
1.2 Descripción del problema .....	6
1.3 Solución propuesta .....	7
1.4 Objetivo general.....	8
1.5 Objetivos específicos.....	9
1.6 Metodología .....	9
CAPÍTULO 2.....	14
2. ESTADO DEL ARTE EN LA DETECCIÓN Y EL AISLAMIENTO DE FALLAS Y EN LA RECONFIGURACIÓN DEL CONTROL ANTE FALLOS .....	14
2.1 Clasificación de los detectores de fallas .....	14



2.2	Estado del arte en la detección de fallas y su aislamiento .....	17
2.3	Estado del arte en la reconfiguración del control en presencia de fallos	19
2.4	Estudio de los problemas de referencia publicados en la literatura .....	22
CAPÍTULO 3 .....		31
3.	DISEÑO DE DETECTORES DE FALLAS CLÁSICOS Y CON BASE A LAS TÉCNICAS INTELIGENTES .....	31
3.1	Identificación de los modelos matemáticos de DAMADICS .....	31
3.2	Diseño del detector de fallas por estimación de parámetros .....	46
3.2.1	Método de mínimos cuadrados recursivo con factor de olvido constante .....	48
3.3	Diseño del detector de fallas con base en observadores de estado .....	61
3.4	Diseño del detector de fallas empleando redes neuronales .....	65
CAPÍTULO 4 .....		68
4.	DISEÑO DE CONTROLADORES DE RECONFIGURACIÓN DEL SISTEMA EN BASE A LAS TÉCNICAS INTELIGENTES .....	68
4.1	Análisis del desempeño de los controladores de reconfiguración para la planta del proyecto IFATIS .....	68
4.2	Diseño del controlador MBPC neuronal para la reconfiguración de los sistemas planta del proyecto IFATIS de dos tanques interconectados ..	73
4.2.1	Selección de la arquitectura de la red neuronal artificial .....	78
4.2.2	Bloque control predictivo con red neuronal de Simulink .....	82
CAPÍTULO 5 .....		92
5.	ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS POR SIMULACIÓN .....	92
5.1	Diseño de pruebas .....	92

5.1.1 Necesidad de establecer las pruebas que validen las ideas de funcionamiento del detector de fallos .....	92
5.1.2 Selección de los fallos y los porcentos que mejor representen los fallos seleccionados de DAMADICS .....	94
5.1.3 Funcionamiento de la detección y aislamiento de los fallos.....	96
5.2 Análisis de los resultados por simulación.....	98
5.2.1 Simulación de pruebas y verificación de resultados de detección de fallos según la frecuencia de correcta detección del fallo .....	98
5.2.2 Verificación de la robustez del controlador predictivo neuronal .	102
5.3 Generalización de los resultados .....	108
CONCLUSIONES .....	109
RECOMENDACIONES.....	110
BIBLIOGRAFÍA .....	111
ANEXO 1.....	115

## ABREVIATURAS Y SIMBOLOGÍA

$(\hat{a}, \hat{b})$	Parámetros estimados
ARX	Auto-Regressive-eXogen
CTF	Control Tolerante a Fallos
$C_v$	Variable manipulada
DAMADICS	Development of Applications and Methods for Actuator Diagnosis in Industrial Control Systems
DDF	Detección y Diagnóstico de Fallos
$\Delta\hat{\theta}_a$ y $\Delta\hat{\theta}_b$	Diferencias entre dos estimaciones sucesivas de los parámetros
$F'$	Flujo de salida de la válvula de DAMADICS
FDI	Detección de Fallos y Aislamiento
FTCS	Sistema de Control Tolerante a Fallos
IDF	Identificación y Diagnóstico de Fallos
IDENT	Conjunto de Herramientas de identificación
IFATIS	Intelligent Fault Tolerant Control in Integrated Systems

RNA	Redes Neuronales Artificiales
P	Control proporcional
PI	Control proporcional e integral
PID	Control proporcional, integral y derivativo
PRBS	Pseudo Random Binary Signal
$\theta$	Valor verdadero del parámetro
$u_{prbs}$	Señal PRBS
$X'$	Parámetro estimado

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1: Representación de la interacción entre las áreas del control y la detección de fallos y aislamiento.....	11
Figura 2.1: Esquema de conexión de la válvula de control con posicionador al sistema de tuberías del proceso.....	25
Figura 2.2: Biblioteca de bloques que proporciona el Proyecto DAMADICS.	26
Figura 2.3: Planta IFATIS, 2 tanques acoplados .....	27
Figura 2.4: Lugar geométrico de los puntos de equilibrios parametrizados por el flujo de entrada a los tanques.....	29
Figura 3.1: Diagrama de Simulink para generar los datos para identificación. .....	32
Figura 3.2: Comportamiento de la válvula sin Fallo $C_v$ , $X'$ y $F'$ .....	33
Figura 3.3: Importación de los datos al IDENT .....	35
Figura 3.4: Estimación de modelos candidatos .....	36
Figura 3.5: Modelos candidatos y porcentaje de aproximación de la planta.	37
Figura 3.6: Parámetros de los fallos según su tipo .....	45
Figura 3.7: Detección y aislamiento de fallos para la válvula.....	45
Figura 3.8: Variación del factor de olvido con el tiempo $t$ .....	51
Figura 3.9: Interfaz de la Máscara de Selector de Fallo y porcentaje. ....	56
Figura 3.10: Selector de Fallo y porcentaje .....	56
Figura 3.11: Modelo discreto de la válvula. ....	58

Figura 3.12: Diagrama de bloques del módulo de identificación de parámetros.....	59
Figura 3.13: Guión para la ecuación de salida. ....	60
Figura 3.14: Guión para la ecuación de estado. ....	61
Figura 3.15: Diagrama de Bloques del Observador de Estado.....	62
Figura 3.16: Valores del Estado obtenido empleando el Observador. ....	65
Figura 4.1: Regiones de desempeños requerido y degradado (tomada de la bibliografía 17) .....	69
Figura 4.2: Trayectorias set point (s), de referencia interna (r) y secuencia de control (input) futuras [31]. ....	74
Figura 4.3: Red neuronal candidata para modelar el proceso de nivel en los dos tanques del proyecto IFATIS .....	80
Figura 4.4: Diagrama de bloques del sistema de control de la planta IFATIS con el modelo de la válvula de DAMADICS y el control predictivo-neuronal. ....	84
Figura 4.5: Configuración del Control Predictivo basado en Red Neuronal ..	86
Figura 4.6: Configuración para la Identificación de la planta. ....	87
Figura 4.7: Curvas de entrada y salida de la planta para la identificación del sistema válvula – tanques. ....	88
Figura 4.8: Curvas de entrada y salida de la planta, salida de la red neuronal y el error obtenido en la validación de datos. ....	89
Figura 4.9: Curvas de referencia, salida de la planta y señal de control. ....	90
Figura 5.1: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 1. ....	94

Figura 5.2: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 2, al 10%. .....	95
Figura 5.3: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 3, al 10%. .....	96
Figura 5.4: Selector del fallo y porcentaje .....	96
Figura 5.5: Resultados de la detección y aislamiento de los fallos. ....	97
Figura 5.6: Trabajo del sistema de control predictivo sin fallo.....	103
Figura 5.7: Resultado de simular el diagrama mencionado con el Fallo 2 "Sedimentación del asentamiento con un porcentaje del 10%". ....	104
Figura 5.8: Resultado de simular el diagrama mencionado con el Fallo 2 "Sedimentación del asentamiento con un porcentaje del 30%". ....	105
Figura 5.9: Resultado de simular el fallo 3 al 10% y controlar el nivel de líquido en el segundo tanque. ....	106
Figura 5.10: Restablecimiento del nivel en el tanque a pesar de haber ocurrido el fallo 3 con un 30% .....	107

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Fallos de la Válvula DAMADICS.....	25
Tabla 2: Valores de los parámetros de la válvula de control con y sin fallo ..	44
Tabla 3: Valores del estado real y del observador según el tipo de fallo. ....	63
Tabla 4: Valores de activación de la red neuronal del parámetro b. ....	67
Tabla 5: Valores del estado real y del observador inyectando unaseñal paso de cierre de válvula. ....	99
Tabla 6: Valores del estado real y del observador inyectando una señal paso de apertura de válvula.....	100
Tabla 7: Eficiencia de los detectores de fallos.....	101



## **CAPÍTULO 1**

### **1. GENERALIDADES**

#### **1.1 Antecedentes**

El papel de un operador humano es preservar las condiciones normales de operación de acuerdo a varios parámetros de la planta, las mediciones y las observaciones.

Los sistemas industriales automatizados complejos son vulnerables a fallas en la instrumentación de control, tales como los sensores, los actuadores y sus componentes.

Los métodos clásicos de detección de fallos como menciona Angeli y Chatzinikolaou [1] estaban basados en el chequeo de los valores límites de

variables medibles y de importancia y en esa dirección se realizaron una gran cantidad de trabajos de investigación. Sin embargo esos métodos no permitían profundizar en el diagnóstico de fallos y no simulaban la actividad del razonamiento humano.

Con la creciente complejidad de los sistemas modernos de ingeniería y la demanda cada vez mayor para la seguridad y la fiabilidad, ha habido un gran interés en el desarrollo de métodos de Detección de Fallas y Aislamiento (FDI por sus siglas en inglés).

Los enfoques de detección de fallos pueden clasificarse como: los paradigmas libres de modelos y los paradigmas basados en modelos. El paradigma de Diagnóstico de Fallas Libre de Modelo de Tudoroiu y Zaheeruddin [2] incluye todas las técnicas que no se basan en modelos del sistema subyacente, mientras que los métodos basados en modelos tratan de diagnosticar fallos mediante la redundancia de alguna descripción matemática de la dinámica del elemento o proceso.

Desde el comienzo de los años setenta, se han producido numerosos avances teóricos en el diagnóstico de fallos basado en la redundancia analítica [2]. Según este enfoque, toda la información en el sistema puede ser usada para monitorear el comportamiento de la planta, incluyendo el conocimiento acerca de la dinámica.

Los dispositivos de detección de fallas desarrollados actualmente, con métodos basados en modelos, utilizan modelos lineales o linealizados teniendo en cuenta los errores de modelado o incertidumbres paramétricas. Estos métodos de diagnóstico se basan en la generación de residuos.

La Detección de Fallas de sistemas lineales ha sido ampliamente estudiada en las últimas tres décadas, y se han desarrollado una gran cantidad de métodos de gran alcance. Sin embargo, el uso de enfoques lineales está limitado si el sistema a ser monitorizado es fuertemente no lineal, ya que cuando el rango operativo del sistema se hace más amplio, el modelo linealizado ya no es capaz de representar el comportamiento dinámico del sistema.

Una solución es utilizar métodos no lineales, pero los observadores no lineales con un enfoque analítico y los basados en un enfoque geométrico requieren un perfecto conocimiento del sistema no lineal.

Por otro lado, la supervisión automatizada y el diagnóstico de fallos son importantes características de diseño de la actual producción, donde se requiere de sistemas eficientes y confiables.

En contraste con los enfoques basados en modelos donde se necesita un conocimiento a priori sobre el proceso, en los métodos basados en la historia

del proceso sólo se necesita la disponibilidad de gran cantidad de datos históricos del proceso.

Hay diferentes maneras de transformar y presentar estos datos como un conocimiento a priori de un sistema de diagnóstico. Esto se conoce como extracción de características.

Dado que muchos sistemas industriales son por su naturaleza no lineales, el desarrollo de métodos no lineales de Detección de Fallas juega un importante papel en las aplicaciones prácticas.

Un interés considerable se ha demostrado en la literatura en la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA en lo adelante) para el problema de diagnóstico de fallos. Se han propuesto redes neuronales para problemas de clasificación y función de aproximación.

En general, las RNA que se han utilizado para el diagnóstico de fallas pueden clasificar por dos rasgos:

- La arquitectura de la red: perceptrón multicapa, de base radial y otras;
- La estrategia de aprendizaje: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado.

Diferentes arquitecturas de red han sido utilizadas para el problema del diagnóstico de fallos. La mayor parte de los trabajos de investigación presentados para mejorar el comportamiento de la red neuronal estándar de retro propagación en la detección y diagnóstico del fallo se basa en la idea de la presentación explícita de patrones a la RNA. Venkatasubramanian, V. et al [3]-[5] lideran la lista de autores-investigadores que han trabajado en este tema.

Por otra parte Fan, J. Y. et al [6] analizan las ganancias de desempeño a través de la incorporación de entradas funcionales además de las entradas normales a las redes neuronales, dando paso para que otras investigaciones incorporen este conocimiento en el marco de las RNA para mejorar el diagnóstico [7].

Se menciona además el trabajo de Tsai, C. S., & Chang, C. T [8] los cuales proponen la integración de los RNA alimentada hacia delante con una RNA recurrente para un mejor comportamiento.

Otro enfoque basado en el empleo de datos históricos es aquel que toma la lógica difusa para representar la vaguedad y el conocimiento mediante entrenamiento. El atractivo del enfoque difuso [9] surge del hecho que el mismo puede ser aplicado incluso cuando no está disponible el modelo fenomenológico del sistema.

## 1.2 Descripción del problema

Los fallos en los actuadores de los procesos industriales son muy frecuentes y estos en ocasiones afectan la producción de manera significativa incluso llegando a causar la paralización de la producción representando pérdidas económicas significativas.

En la actualidad la mayoría de los procesos industriales en el Ecuador poseen mecanismos de control para tratar de mantener estable su sistema, sin embargo son pocos o casi nulos los procesos que cuentan con dispositivos de detección y aislamiento de fallos debido a que los mismos implican costos elevados.

Además varios de los dispositivos existentes solo detectan el fallo, pero no lo identifican o aíslan, provocando que para solucionar el problema se deba revisar detenidamente la planta para determinar la causa del mal funcionamiento, esto implica tiempo de no producción o pérdida.

Por otra parte los dispositivos de control que se emplean actualmente en la industria ecuatoriana tienen funciones limitadas debido a que son sistemas con lógica de control básica, es decir aplican Control P, PI y en el mejor de los casos PID.

Para el presente proyecto se plantea la detección y aislamiento del fallo de una válvula modelo DAMADICS, que es un modelo propuesto por un instituto europeo, que presenta un comportamiento similar a las válvulas reales. El modelo que ellos proporcionan a la comunidad de Automatización y Control Internacional hecho en Simulink de MATLAB® viene con opciones de 19 tipos de fallos y permite determinar el porcentaje del fallo a aplicar.

En lo que respecta a la planta a emplear en el presente proyecto será la IFATIS, específicamente el modelo de dos tanques acoplados entre sí, con una sola entrada de caudal de agua y gobernada por una válvula.

### **1.3 Solución propuesta**

Con la finalidad de mejorar la respuesta de la planta ante alguna anomalía controlable y dar la alerta necesaria ante una anomalía no controlable se plantea desarrollar un sistema de detección y aislamiento de fallo a partir de los métodos:

- Estimación de Parámetros.
- Observador de Estados.
- Redes Neuronales.

Para posteriormente evaluarlos y seleccionar el que mejores características presente y que permita al operador contar con una herramienta capaz de darle en detalle la presencia y el tipo de fallo.

En lo que respecta al dispositivo de control y reconfiguración del fallo se analizará el comportamiento de un control predictivo basado en redes neuronales, para determinar su eficiencia y comportamiento ante un fallo. Finalmente se incorporarán los dispositivos antes mencionados a la Planta IFATIS controlada empleando un modelo de la válvula de DAMADICS.

#### **1.4 Objetivo general**

Diseñar detectores de fallos del actuador del "Proyecto de Desarrollo de Aplicaciones y Métodos para el Diagnóstico de Actuadores en los Sistemas de Control Industrial" (Development of Applications and Methods for Actuator Diagnosis in Industrial Control Systems; DAMADICS) y un controlador que reconfigure el control ante fallos en el sistema de la Planta Piloto del Proyecto Control Inteligente Tolerante a Fallos en los Sistemas Integrados (Intelligent Fault Tolerant Control in Integrated Systems, IFATIS) mediante las Técnicas Inteligentes de Redes Neuronales Artificiales.



## 1.5 Objetivos específicos

1. Estudiar el estado del arte en la detección de fallos y en la reconfiguración del control en presencia de fallos.
2. Diseñar un detector de fallos por estimación de parámetros y observadores de estado para la Detección y Aislamiento de los Fallos en el problema de referencia (benchmark problem) que proporciona el Proyecto DAMADICS.
3. Diseñar el desempeño de un detector avanzado con fundamento en las Redes Neuronales Artificiales en presencia de ruido.
4. Realizar la comparación entre los detectores diseñados.
5. Diseñar el control que reconfigure el sistema en presencia de fallos conjugando las técnicas avanzadas del Control Predictivo y las Redes Neuronales Artificiales.

## 1.6 Metodología

El presente Trabajo de Titulación se centra en el diseño de detectores de fallos y en la reconfiguración del control ante fallos. Partiendo del estudio del estado del arte, se diseñan detectores de fallos para la detección y el diagnóstico de los mismos y la reconfiguración del control se ve como una consecuencia lógica del desarrollo de los sistemas de control avanzados en los cuales se debe alcanzar un alto nivel de desempeño y de seguridad.

En este Trabajo de Titulación se diseña el controlador considerando el formalismo del Control Predictivo Neuronal y se ponen de manifiesto las

propiedades de tolerancia al fallo de esta ley de control In Sílico. Las prestaciones de los detectores de fallos y del controlador diseñado se comprobarán In Sílico empleando los modelos de referencia.

Así, en este Trabajo de Titulación el detector de fallas se busca, además, en el espacio de soluciones de la Inteligencia Artificial. El detector a diseñar será probado en problemas de referencia bien conocidos en la literatura científica internacional, como es la válvula de control.

El programa empleado para el estudio del desempeño del detector de fallas, así como para la comprobación por simulación de las soluciones propuestas es el programa profesional MATLAB® y su herramienta de simulación SIMULINK.

El diseño del control convencional por realimentación para una planta de proceso puede producir un desempeño poco satisfactorio en el caso de funcionamiento defectuoso de los actuadores, los sensores u otros componentes del sistema. Para superar estas limitaciones, se desarrollan nuevos controladores que sean capaces de tolerar el funcionamiento defectuoso del componente, manteniendo el desempeño deseado, robusto y las propiedades de estabilidad.

A veces se argumenta que los esquemas de supervisión más simple, con menos componentes o líneas de código en el software son intrínsecamente más confiables. A menudo, el requisito principal es que el sistema debe mantener algún nivel "aceptable" de desempeño o debe degradarse poco.

Cuando se demuestra que esto puede lograrse el enfoque de tolerancia al fallo se acepta por los ingenieros de sistemas e ingenieros de control. Una ulterior complejidad no es eficaz desde los puntos de vista del costo. Ésta es la filosofía que está detrás de los sistemas de control que realmente existen. En la siguiente figura se muestra la interacción existente entre la Detección de Fallos y el Aislamiento, el Control Robusto, la Reconfiguración del Control y la Supervisión.



**Figura 1.1: Representación de la interacción entre las áreas del control y la detección de fallos y aislamiento.**

Área 1: Las investigaciones a la fecha actual de Detección de Fallos y su Aislamiento no incluyen el diseño combinado de controladores con la

detección de fallas, el aislamiento de la falla e identificación de la misma. Sin embargo, la investigación en el área de Detección de Fallos y su Aislamiento es ya adulta y proporciona herramientas para modelos cuantitativos y/o cualitativos poderosos de inteligencia artificial. La primera parte de este Trabajo de Titulación se dedica a esta área de investigación.

Área 2: El diseño del control robusto ha sido el tema de investigación más caliente desde finales de los años 1970. Área 3: El problema de la reconfiguración del control aún llama la atención de varios investigadores. Por ejemplo, siguiendo el uso de la linealización por realimentación y considerando los enfoques del control adaptativo se han realizado importantes aportes basados en los principios del seguimiento del modelo.

Área 4: Representa las características de robustez que acompañan a la reconfiguración del control. Son pocos los estudios en esta área.

Área 5: Ésta cubre el diseño de controladores robustos y de estimadores robustos de fallos. La manera alternativa de realizar por separado la detección de fallos a lazo abierto (como en el Área 1) y diseñar controladores robustos obvia la complejidad del diseño. Sin embargo el diseño por separado conlleva a que el controlador robusto afecte la robustez de la detección de fallos.

Área sombreada. Pocos son los estudios que combinan las funciones de la detección y aislamiento del fallo con la reconfiguración del control. En la actualidad se entiende que los sistemas de detección de fallos y aislamiento son capaces de evitar el desarrollo de fallos más serios. Área 6. Introduce diferentes formas de la lógica de selección y dirección del sistema en el sistema tolerante a fallos. Aunque la supervisión es esencial para la forma activa del control tolerante a fallos, pocos investigadores han prestado mucha atención a este área.

El actual Trabajo de Titulación se enfoca, en segundo lugar, en el Área 3. Se buscan soluciones partiendo de los resultados en el diseño del Detector de Fallas e Identificación de manera tal que permita reconfigurar el control del sistema de dos tanques verticales del proyecto de Planta Piloto IFATIS.

El grado de dependencia de la sociedad moderna de los sistemas (automóviles, aviones, trenes, etc.) y procesos tecnológicos complejos (redes de distribución y producción de energía, agua, etc.), su disponibilidad y correcto funcionamiento se han convertido en una cuestión estratégica. La automatización de los procesos mediante lazos de control automático, si bien ha permitido liberar a los operadores humanos de su control y operación manual, no los ha inmunizado frente a los fallos. Los lazos de control pueden ocultar los fallos evitando ser observados hasta alcanzar un grado tal que produzcan una avería irreparable que obligue a detener el sistema o proceso.

## **CAPÍTULO 2**

### **2. ESTADO DEL ARTE EN LA DETECCIÓN Y EL AISLAMIENTO DE FALLAS Y EN LA RECONFIGURACIÓN DEL CONTROL ANTE FALLOS**

#### **2.1 Clasificación de los detectores de fallas**

El significado del término fallo se puede entender como cambio. Este cambio puede ocurrir debido a:

- Un cambio de modo de operación: se suponen muchos modos de operación en el proceso uno de los cuales es el modo de operación nominal cuando no hay ningún elemento fallado en el sistema.
- El resto de los modos se corresponden con algún malfuncionamiento que puede ocurrir en los sensores, actuadores o en el propio sistema.

La mayoría de los procesos de control industriales contienen algún tipo de sistema de detección y diagnóstico basados en la comparación de algunas variables con valores límites para producir las alarmas. Sin embargo, en la actualidad se tiene la posibilidad de crear sistemas más sofisticados, con algoritmos de detección de fallos y de diagnóstico [10].

En el diagnóstico se distinguen tres niveles:

- Nivel 1.- Detección de fallos. Aviso de un funcionamiento anómalo en el sistema.
- Nivel 2.- Aislamiento del fallo. Determinar la localización exacta del fallo, en ocasiones, se identifica con la causa.
- Nivel 3.- Identificación del fallo. Implica el cálculo de la magnitud del fallo y el tiempo en que ocurrió.
- En una aplicación real, el interés económico determinará hasta dónde llegar (desde el punto 1 hasta el punto 3).

Con el tiempo ha aparecido una nueva vertiente en la detección y diagnóstico de fallos (DDF), a saber: la reconfiguración o reestructuración de la ley de control, para obtener un control tolerante a fallos, es decir, que el sistema siga funcionando, aceptándose un comportamiento degradado, pero estable, del sistema a pesar del fallo, si es posible. Si no es posible, se lanza un mensaje de alarma y se procura que el sistema deje de funcionar de una manera

segura. Según afecten al modelo del sistema, los fallos pueden clasificarse en tres tipos:

Fallos de medida aditivos, por ejemplo:

- Fallos en los sensores por estar mal calibrados.
- Fallos en los actuadores, cuando ejecutan comandos diferentes a los calculados por la ley de control.
- Fallos de proceso aditivos: Perturbaciones de la planta, que causan cambios en las salidas independientemente de los cambios en las entradas. Por ejemplo las fugas y las sobrecargas.
- Fallos multiplicativos del proceso: Son los fallos, repentinos o graduales, de los parámetros de la planta causados debidos al deterioro de los equipos, suciedad, pérdida de potencia, etc.

Una descripción precisa de todas las situaciones, habitualmente requiere un modelado no lineal. Otra clasificación es empleando la tendencia de cambio de alguna variable con el tiempo y pueden ser clasificados en abruptos o paulatinos.

- Los primeros son fallos repentinos e imprevistos que adquieren en un instante  $t_f$  un tamaño significativo y pueden modelarse como una entrada escalón, que son especialmente importantes de detectar y diagnosticar en sistemas cuya seguridad es crítica, tales como centrales nucleares, aviones o barcos.



- Los segundos son fallos que evolucionan de forma lenta, pudiéndose modelar como funciones del tipo rampa, parabólica o exponencial. Su detección temprana permite predecir el instante en que superarán un margen de tolerancia admisible. Es un comportamiento típico de la descalibración de los sensores o actuadores. Tiene un papel importante en el mantenimiento predictivo industrial, donde la previsión de averías y las reparaciones asociadas a ellas es un factor crítico de los costes de producción y mantenimiento.

Para diseñar un esquema de detección de fallos será necesario:

- Definir un índice de funcionamiento de la bondad de un determinado esquema para detectar un determinado tipo de fallo (tiempo empleado para detectar el fallo, minimizado para un índice de falsas alarmas previamente especificado).
- Los esquemas de detección y diagnosis en situaciones reales y prácticas no deben ser demasiado complicados.
- El método empleado en la detección y diagnóstico de fallos, debe ser robusto con relación a la presencia de errores de modelado y/o perturbaciones que actúan sobre el sistema.

## **2.2 Estado del arte en la detección de fallas y su aislamiento**

Tan temprano como en 1984, Isermann [11] exponía su apreciación sobre las posibilidades alcanzadas con el desarrollo de la microelectrónica y las nuevas

capacidades de los medios de cómputo para el control. Expresaba que la supervisión de los procesos técnicos era objeto de un mayor desarrollo debido a la creciente demanda de fiabilidad y seguridad, que con ayuda de los modelos de los procesos, los métodos de estimación y de decisión, también era posible observar las variables no medibles así como los estados del proceso, los parámetros del proceso. En esa contribución se presentó un resumen breve de los métodos básicos de detección de fallos y la descripción de los métodos de estimación de parámetros adecuados para los modelos de tiempo continuo.

Más tarde, en 1997 [12] considera los sistemas de control que operan bajo condiciones potencialmente defectuosas. Ellos discuten el problema de diseñar una sola unidad que maneje la acción de control y también que identifique los fallos en los actuadores y los sensores. Se intenta identificar las situaciones en las que diseñar por separado las unidades es un enfoque razonable y los casos en los que el diseño de cada unidad debe tomar en consideración al otro.

En 1998, Isermann [13], muestra cómo los enfoques de lógica difusa se pueden aplicar para procesar la supervisión y el diagnóstico de fallos con el razonamiento aproximado en los síntomas observados.

En épocas más recientes han aparecido artículos sobre el empleo de observadores para la detección del fallo en los sistemas de control [14]. Por ejemplo se plantea el uso de un observador de estado construido mediante las técnicas de modo deslizante para la detección del fallo de sensores.

En 2003 aparece una trilogía de artículos de Venkatasubramanian y sus colaboradores, donde en el último se hace una revisión completa [5] de la detección y diagnóstico de fallos del proceso exponiéndose, de forma sistemática y comprensible, los métodos basados en modelos cuantitativos, las estrategias de búsqueda y de modelos cualitativos y el último artículo versa sobre los métodos basados en los datos históricos del funcionamiento de los procesos para la detección de fallos.

### **2.3 Estado del arte en la reconfiguración del control en presencia de fallos**

Las fallas de los sensores o actuadores, la suciedad de los equipos, las variaciones de las materias primas, los cambios en el producto y las influencias de las estaciones del año pueden afectar el rendimiento del controlador en hasta el 60% de los problemas de control industrial [15].

El objetivo de un sistema de control tolerante a fallos (FTCS) es mantener el comportamiento actual del sistema cerca del comportamiento deseado y

preservar las condiciones de estabilidad en presencia de los fallos de los componentes y/o de la instrumentación [16].

En algunas circunstancias, un rendimiento reducido podría ser aceptado como un trade off [3]. De hecho, muchos métodos de Control Tolerante a Fallo, en adelante CTF, se han desarrollado recientemente [17]-[21]. Casi todos los métodos se pueden clasificar en dos grupos [4]: los enfoques pasivos y los enfoques activos. Los CTF con enfoques pasivos tienen que ver con un conjunto supuesto de fallos de los componentes del sistema en presencia de redundancia del actuador en la etapa de diseño del controlador. El controlador resultante generalmente tiene una estructura y parámetros fijos.

Sin embargo, el principal inconveniente de un sistema de CTF pasivo es que a medida que el número de fallas potenciales y el grado de redundancia del sistema aumentan, el diseño del controlador podría llegar a ser muy complejo, y el desempeño del controlador resultante (si existe) podría ser muy conservador. Por otra parte, si se produce un fallo imprevisto, el CTF pasivo no puede garantizar la estabilidad del sistema y no puede alcanzar de nuevo el rendimiento nominal del sistema.

La conmutación de los controladores subraya el hecho de que tienen que ser identificados muchas representaciones del sistema defectuoso con el fin de

synthesize the "pre-calculated stabilizing controllers" out of line. These requirements are sometimes difficult to fulfill.

An active CTF system is characterized by an in-line process of Identification and Fault Diagnosis, hereinafter IDF, and a control reconfiguration mechanism. According to the IDF module, with the aim of taking into account the possibility of occurrence of failure, a control reconfiguration mechanism was designed [21].

In order to meet the requirements of reliability and performance before the failure, advanced and sophisticated controllers have been developed with the ability to accommodate and tolerate the failure [22], for the approach of equalization to the model or to perform a tracking of a trajectory [23] as well as with those that are degraded as suggested [24].

Recently, the importance of improving the system behavior during the delay time of accommodation to the failure with the aim of reducing the loss of performance [25]. In this work, a new approach is addressed with the aim of increasing the performance of an active fault-tolerant control system.

This new technique consists of taking into account a control system of recovery/trajectory modification when a degradation of the performance in the system occurs due to failures in the dynamics of the actuator. The

método desarrollado preserva el rendimiento del sistema a través de una referencia reconfigurable apropiada a fin de preservar la salida propiedades dinámicas y para limitar la energía de entradas de control también.

#### **2.4 Estudio de los problemas de referencia publicados en la literatura**

Dada la juventud y empuje del tema, existe un importante colectivo de grupos de investigación muy activos a nivel internacional que mantienen una estrecha cooperación, entre ellos se cita a DAMADICS (Desarrollo y Aplicaciones de Métodos para el Diagnóstico del Actuador en los Sistemas de Control Industrial) e IFATIS, para dar respuestas teóricas a muchos de los problemas del tema, así como su aplicación ya sea por los mismos grupos de investigación o por empresas punteras de los sectores aeronáuticos, automoción, energéticos (nuclear), químicos, petroquímicos y de componentes de automatización (robots), principalmente.

DAMADICS fue una red (Research Trained Network) fundada por la Comisión Europea bajo el 5th Framework Programmer. Comenzó en 2000 y terminó en el año 2003. Sus objetivos fueron proporcionar la formación y la movilidad de los trabajos de investigación en la síntesis y el desarrollo de métodos y herramientas de diagnóstico en-línea para aplicaciones en industrias de generación de energía, de procesamiento de alimentos y químicas [24].

El proyecto DAMADICS se centra en dispositivos tales como los actuadores. Se ocupó del desarrollo de algoritmos de detección y aislamiento de fallos en los actuadores. Como salida del Proyecto se tienen algoritmos aplicables en tiempo real en el entorno industrial.

El proyecto DAMADICS proporciona el modelo de referencia de una válvula de control (control valve benchmark), cuyos sub elementos componentes se corresponden con la válvula de control de igual porcentaje (ver referencias en DAMADICS Information Website en la sección "Benchmark" con datos publicados en internet <http://diag.mchtr.pw.edu.pl/damadics>) con posicionador A785, y servomotor del tipo 37, de acción directa y modo "abrir ante fallo".

Como modelo de referencia se considera un conjunto real o virtual de mediciones estándares que ofrecen la posibilidad de evaluar y clasificar los enfoques de investigación, los métodos y los algoritmos.

El objetivo principal del modelo de referencia es examinar los índices de desempeño de los algoritmos candidatos antes de la aplicación industrial y sus características principales pueden señalarse como: un área de aplicación bien definida, entradas y salidas del modelo de referencia bien definidas (indicadores de desempeño), una estructura transparente y la aceptabilidad de los equipos de investigación. En la Figura 2.1 se muestra un esquema de

conexión de la válvula de control, con posicionador, al sistema de tuberías de un proceso donde se tienen:

V1, V2 y V3 - válvulas manuales de bypass.

V- válvula de control.

P1 - sensor de presión a la entrada de la válvula.

P2 - sensor de presión a la salida de la válvula.

F – sensor de flujo.

X – desplazamiento de la válvula.

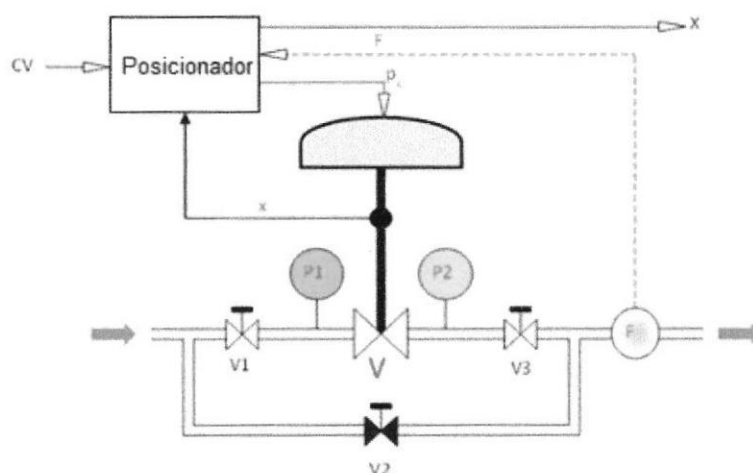
x – señal de realimentación del posicionador de la válvula.

Ps - Fuente del servo motor neumático.

CV- variable de control del controlador PI externo.

Tomado de la literatura obtenida del Proyecto DAMADICS "Information Website" en la sección "Benchmark". DAMADICS ofrece un grupo de programas en Simulink y MATLAB® que permiten el estudio del comportamiento de la válvula de control ante diferentes tipos de fallos. Estos programas se adjuntan en el disco compacto (CD) del presente Trabajo de Titulación.



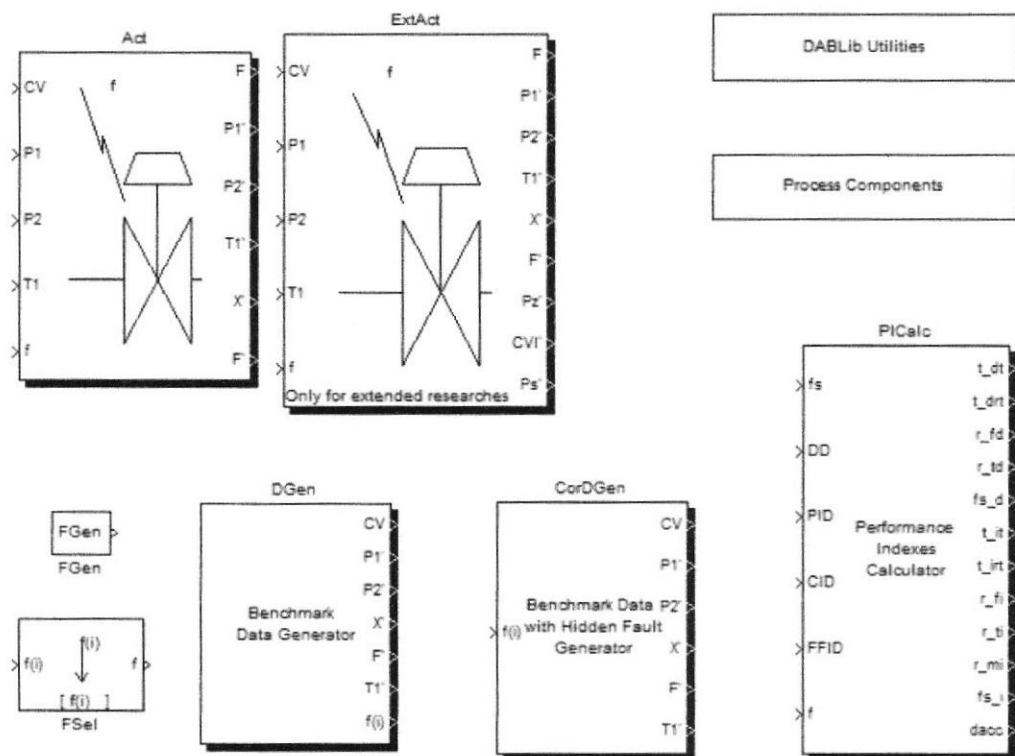


**Figura 2.1: Esquema de conexión de la válvula de control con posicionador al sistema de tuberías del proceso.**

Fallos en la válvula de control		Fallos en el posicionador	
f1	Obstrucción de la válvula	f12	Fallo del transductor electro neumático
f2	Sedimentación del asiento de la válvula	f13	Fallo del sensor de desplazamiento de la varilla
f3	Erosión del asiento de la válvula	f14	Fallo del sensor de presión
f4	Aumento de la fricción en la válvula o del casquillo	f15	Fallo en el resorte del posicionador
f5	Fugas externas (bujes con goteras)	<b>Fallos generales / fallos externos</b>	
f6	Fugas internas (estrechez de la válvula)	f16	Caída de presión de suministro del posicionador
f7	evaporación del medio o flujo crítico	f17	Cambio de presión inesperada en la válvula
<b>Fallos servo-motor neumático</b>		f18	Válvula de bypass total o parcialmente abierta
f8	Varilla del servomotor torcida	f19	Fallo del sensor de flujo
f9	Vivienda del servomotor o terminales de estanqueidad		
f10	Perforación del diafragma del servomotor		
f11	Fallo del resorte del servomotor		

**Tabla 1: Fallos de la Válvula DAMADICS**

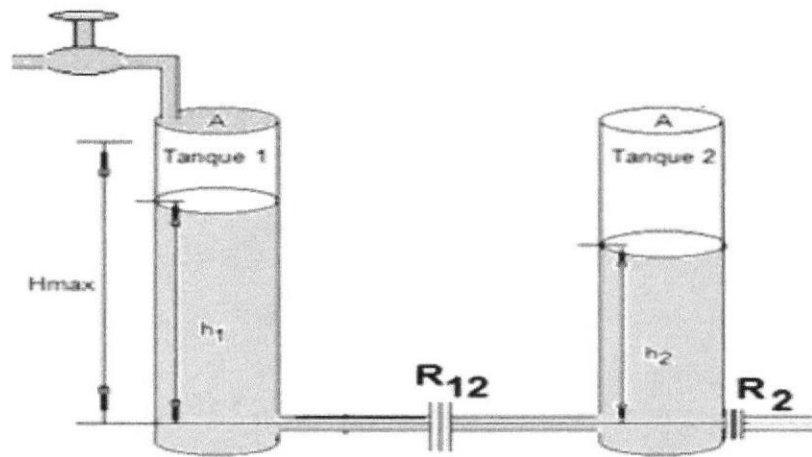
En la Tabla 1 se muestran los fallos que DAMADICS experimentó exitosamente de forma artificial con la debida instrumentación de proceso en sesiones de experimentación en el ingenio de Lublin. La biblioteca de bloques que pueden ser empleados, con la garantía de DAMADICS, se muestra en la Figura 2.2.



**Figura 2.2: Biblioteca de bloques que proporciona el Proyecto DAMADICS.**

El Sistema de Dos Tanques dibujado en la Figura 2.3 tiene los componentes característicos típicos usados en la industria química: los tanques, las tuberías

y la válvula y generalmente se emplea como modelo de referencia de procesos en los laboratorios de control de procesos.



**Figura 2.3: Planta IFATIS, 2 tanques acoplados**

Ecuación del estado del proceso de nivel en los tanques:

$$\frac{dh_1}{dt} = \frac{1}{A_1} [q_1 - R_{12}\sqrt{h_1 - h_2}] \quad (2.1)$$

$$\frac{dh_2}{dt} = \frac{1}{A_1} [R_{12}\sqrt{h_1 - h_2} - R_2\sqrt{h_2}] \quad (2.2)$$

$$y = h_2 \quad (2.3)$$

Donde:

$h_1$  – Variable nivel del primer tanque.

$h_2$  – Variable nivel del segundo tanque.

$q_1$  – Flujo de entrada al primer tanque.

$R_{12}$  – Resistencia al flujo entre el primer tanque y el segundo tanque.

$R_2$  – Resistencia al flujo de salida del segundo tanque que descarga a la atmósfera.

y – Se considera la variable de interés en el proceso de nivel como  $h_2$ .

En estado estacionario suponiendo que  $h_1 - h_2 > 0$  se determina el lugar geométrico de los puntos de equilibrio posibles como sigue:

Para el primer tanque:

$$0 = q_1 - R_{12}\sqrt{h_1 - h_2} \quad (2.4)$$

$$q_{1op} = R_{12}\sqrt{h_{1op} - h_{2op}} \quad (2.5)$$

$$h_{1op} = h_{2op} + \left(\frac{q_{1op}}{R_{12}}\right)^2 \quad (2.6)$$

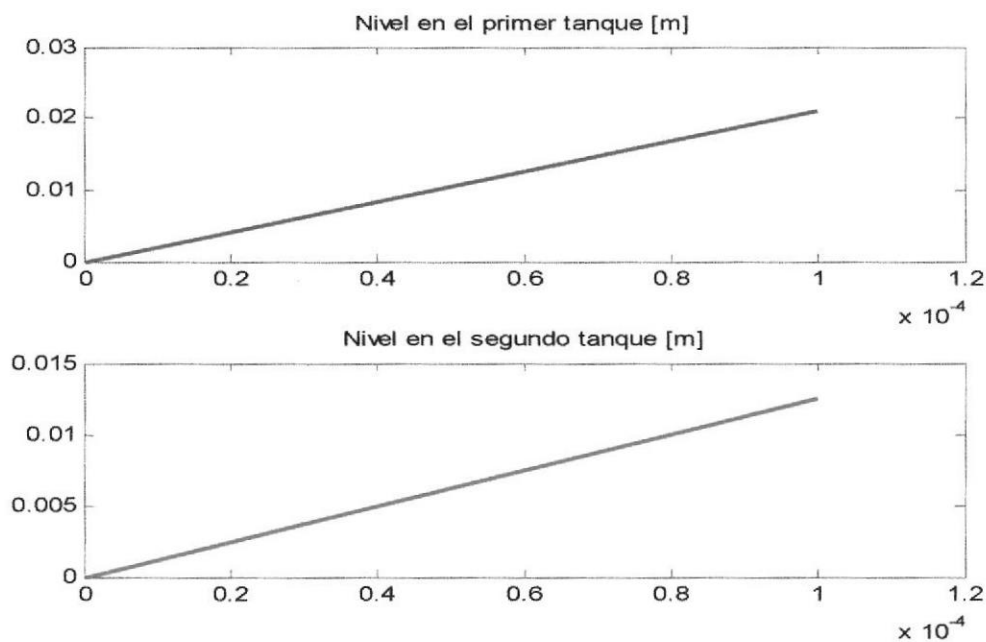
Para el segundo tanque:

$$0 = R_{12}\sqrt{h_1 - h_2} - R_2\sqrt{h_2} \quad (2.7)$$

$$R_2\sqrt{h_{2op}} = R_{12}\sqrt{h_{1op} - h_{2op}} \quad (2.8)$$

$$R_2\sqrt{h_{2op}} = R_{12} \frac{q_{1op}}{R_{12}} \quad (2.9)$$

$$h_{2op} = \left(\frac{q_{1op}}{R_2}\right)^2 \quad (2.10)$$



**Figura 2.4: Lugar geométrico de los puntos de equilibrios parametrizados por el flujo de entrada a los tanques.**

Finalmente los valores de los niveles en el estado estacionario son:

$$h_{1op} = h_{2op} + \left(\frac{q_{1op}}{R_{12}}\right)^2 \quad (2.11)$$

$$h_{2op} = \left(\frac{q_{1op}}{R_2}\right)^2 \quad (2.12)$$

$$h_{1op} = (q_{1op})^2 \left(\frac{1}{(R_2)^2} + \frac{1}{(R_{12})^2}\right) \quad (2.13)$$

Como se observa, el nivel de establecimiento del primer tanque, considerando la magnitud del flujo  $q_{op}$  en el estado de equilibrio o punto de operación seleccionado por los valores.

$$R_{12} = 10.97 * 10^{-4} \left[ \frac{m^2}{s} \right], R_2 = 8.96 * 10^{-4} \left[ \frac{m^2}{s} \right] \quad (2.14)$$

Y la sección transversal de los tanques como:

$$A_1 = A_2 = A = 0.0144 \text{ m}^2, \quad (2.15)$$

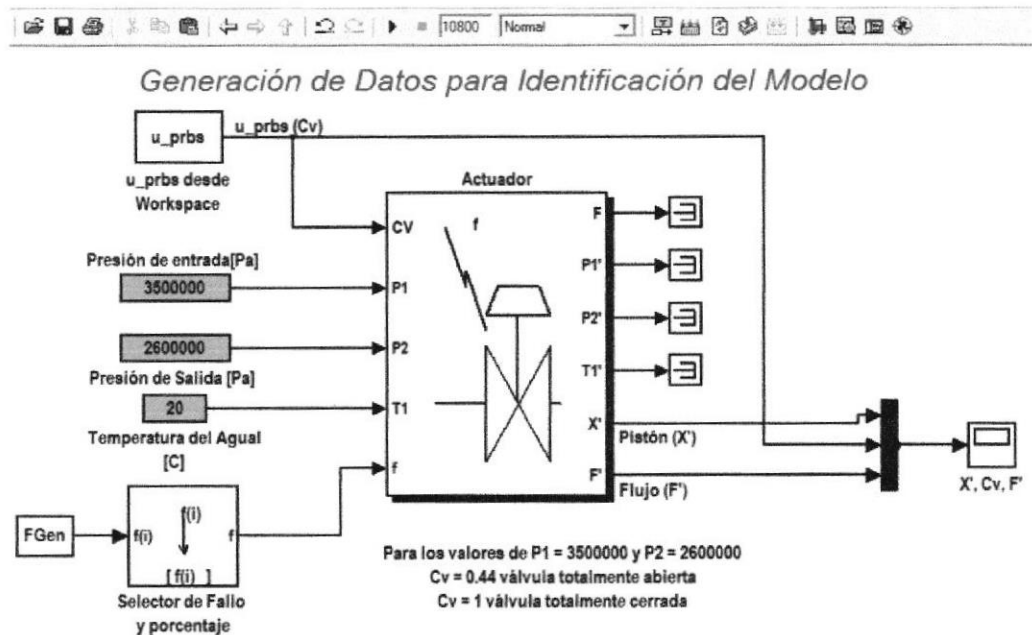
Es mayor que el nivel establecido de líquido en el segundo tanque.

## **CAPÍTULO 3**

### **3. DISEÑO DE DETECTORES DE FALLAS CLÁSICOS Y CON BASE A LAS TÉCNICAS INTELIGENTES**

#### **3.1 Identificación de los modelos matemáticos de DAMADICS**

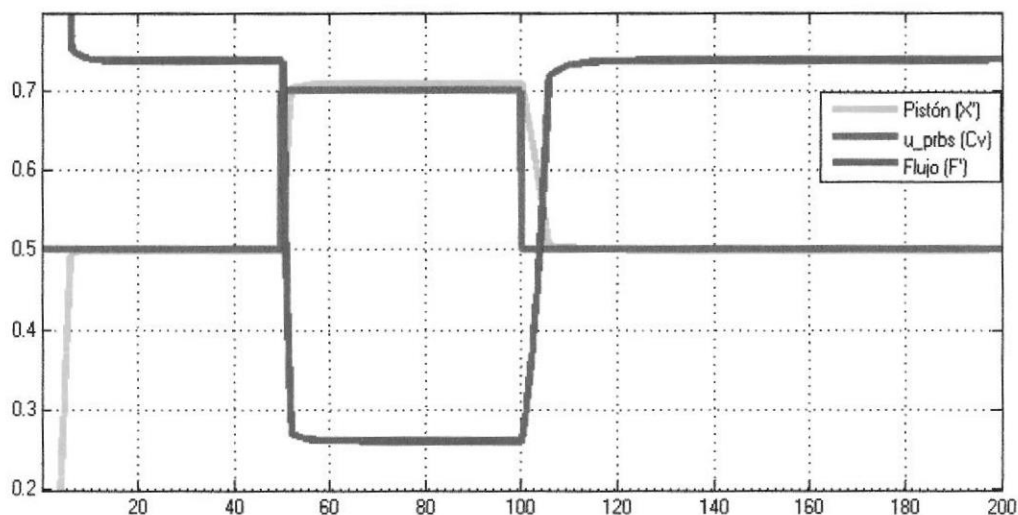
Para el diseño de los detectores de fallos se debe conocer el modelo matemático de la válvula de DAMADICS que es la representación del actuador que se empleará para el desarrollo y simulación del presente trabajo, por lo que se necesitará un modelo matemático que represente su comportamiento, razón por la cual se realizó una identificación del modelo empleando el System Identification Tool (IDENT) de MATLAB®.



**Figura 3.1: Diagrama de Simulink para generar los datos para identificación.**

La figura 3.1, representa el diagrama en Simulink que permite generar los datos de salida ( $F'$ ), luego de aplicar una señal excitante y persistente en la entrada  $Cv$  ( $u_{prbs}$ ), se recolectan los datos necesarios para la identificación del modelo matemático de la válvula sin fallo.





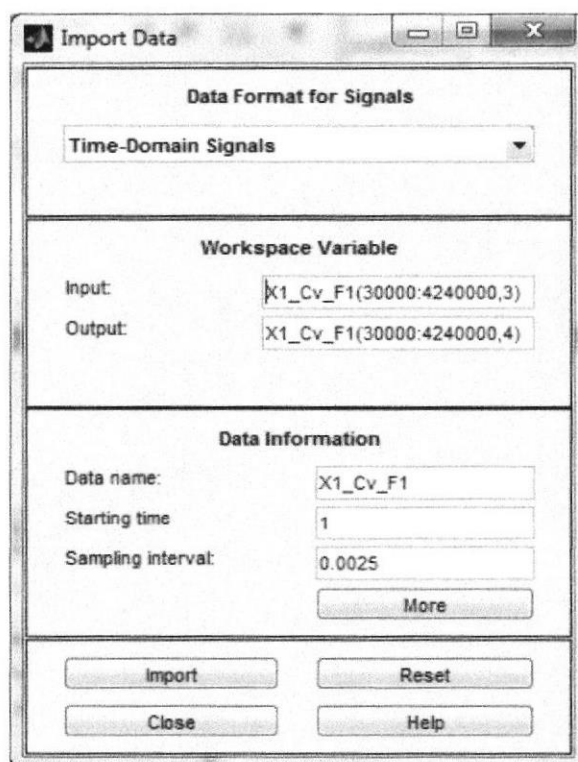
**Figura 3.2: Comportamiento de la válvula sin Fallo Cv, X' y F'**

La figura 3.2, representa el comportamiento normal de la válvula de DAMADICS sin fallo, con las siguientes salidas: La línea de color amarillo representa la posición del vástago de la válvula, la de color rojo la señal PRBS utilizada para la identificación del modelo de la planta y la de color azul representa el flujo saliente de la válvula a escala entre 0 y 1, estos datos presentados en el Scope "X', Cv, F'" son enviados al Workspace para su posterior tratamiento en el Toolbox IDENT de Matlab®.

A continuación se expone la Identificación del modelo matemático de la válvula de DAMADICS sin fallo. Para este propósito se realizó la experimentación con las siguientes consideraciones:

- La librería DAMADICS trabaja en tiempo discreto con un tiempo de muestreo de 0.0025 segundos, lo que representa 400 muestras por segundo.
- Las presiones de entrada y salida de la válvula se mantuvieron constantes a 3500000 Pa y 2600000 Pa respectivamente y la temperatura del agua en 20°C.
- La variable manipulada es  $C_v$  que representa la posición del vástago de la válvula y la variable a controlar es el Flujo de salida ( $F'$ ), ambas trabajan entre los valores de 0 a 1, o sea están normadas por DAMADICS.
- El punto de operación tomado para  $C_v$  es 0.60 con un máximo de apertura de 0.70 y un mínimo de 0.50.
- El tiempo de establecimiento de la señal de salida (o sea del flujo  $F'$ ) ante la variable manipulada (Posición del vástago -  $C_v$ ) es de aproximadamente 6 segundos, por tanto se generó una señal PRBS con pulsos con una duración mínima de 50 segundos, con la finalidad de poder identificar no solo la dinámica de la válvula sino también la ganancia estática de la válvula.

Al excitar la válvula con la señal PRBS ( $u_{prbs}$ ) se pudo observar que el comportamiento de la señal de salida de  $F'$  puede ser aproximado por una dinámica de primer o segundo orden.

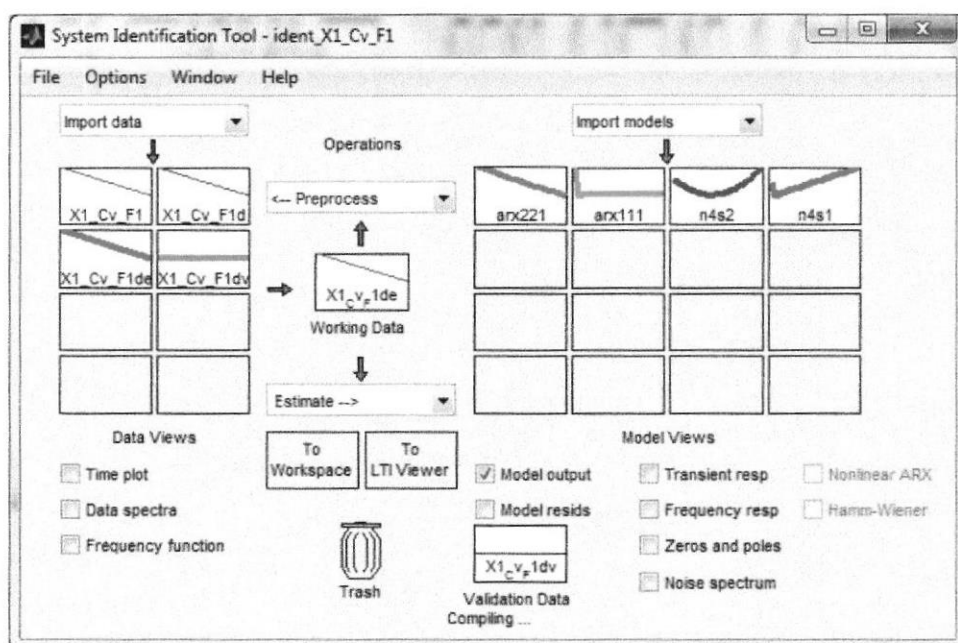


**Figura 3.3: Importación de los datos al IDENT.**

Una vez obtenidos los datos de la experimentación se realizó la identificación del modelo de la planta empleando el IDENT de MATLAB®. La ventana mostrada en la figura 3.3 muestra la importación de los datos de entrada y salida a manera de arreglo X1\_Cv\_F1.

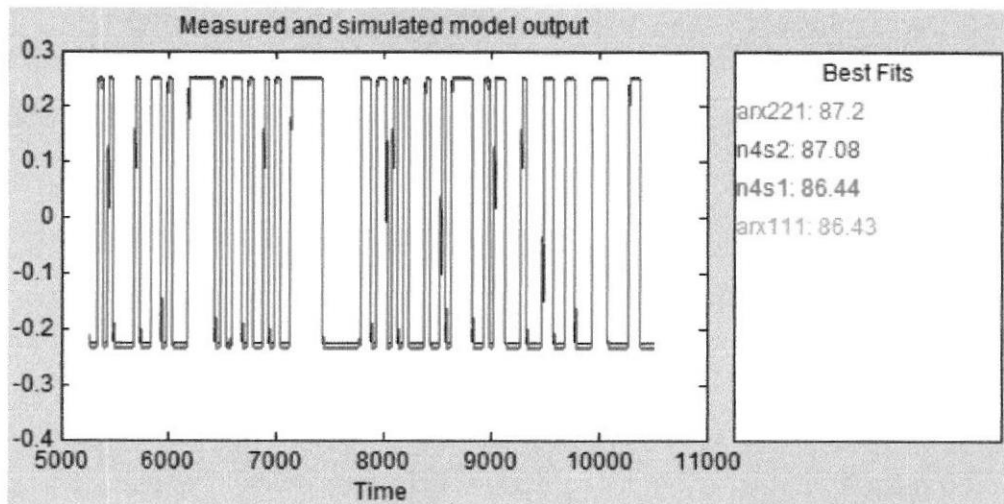
Dado que la respuesta de la planta puede ser aproximada por modelos de primer y segundo orden, se probaron los Modelos Polinomiales con estructura ARX y los modelos en el Espacio de Estados, ambos formalismos de primer y

segundo orden. Los modelos candidatos y sus respectivos porcentajes de aproximación se muestran en las figuras 3.4 y 3.5:



**Figura 3.4: Estimación de modelos candidatos**

Luego de analizar los resultados de los modelos candidatos se seleccionó el modelo de primer orden  $n4s1$  que tiene el 86.44% de aproximación. Se elige este modelo por ser un modelo simple y considerando que servirá de base para el diseño del controlador. Por otro lado, la diferencia del porcentaje de aproximación con el modelo de segundo orden que le sigue es menos del 1%.



**Figura 3.5: Modelos candidatos y porcentaje de aproximación de la planta.**

El modelo discreto de la válvula de DAMADICS sin fallo se muestra en la expresión (3.1).

$$G(z) = \frac{b_1 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} = \frac{-0.001863 z^{-1}}{1 - 0.9992 z^{-1}} \quad (3.1)$$

Se expone a continuación la Identificación de los modelos matemáticos de la válvula de DAMADICS con Fallos. Los fallos que se analizan en lo adelante son aquellos fallos que nos permitirán desarrollar las ideas de diseño de los detectores de fallos para la válvula de DAMADICS, considerando que algunos de los fallos propuestos por esa institución proporcionan similares efectos en las variables de salida de la válvula. Se seleccionan los siguientes:

- Fallo 1: Obstrucción de la válvula, el vástago o pistón se averían impidiendo cumplir los mandos por la válvula lo cual simula el atascamiento.
- Fallo 2: Válvula con sedimentación en la base, en este caso una gran cantidad de impurezas solidas reposan en la base de la válvula, impidiendo que el flujo pase en la cantidad deseada.
- Fallo 3: Válvula con erosión, los dientes de la válvula se deterioran y no permite disminuir el flujo acorde a lo deseado, es decir el flujo pasa en mayor cantidad que la requerida, e incluso, estando totalmente cerrada el flujo de salida no es cero.

Con la finalidad de evidenciar varios aspectos referentes a los fallos se seleccionó un fallo que le denominamos "no controlable" haciendo alusión al hecho de no poder gobernar la válvula para controlar el flujo de salida de la misma. En este caso se deberá detener el funcionamiento de la válvula. A este fallo se le asignó la denominación adicional de Fallo 1. Los fallos que permiten continuar con el funcionamiento del sistema son los fallos 2 y 3.

Para poder llevar a cabo la experimentación en MATLAB® se tomaron las siguientes consideraciones:

- El bloque de Simulink con el que trabaja DAMADICS tiene un tiempo de muestreo de 0.0025 por tanto en cada segundo se toman 400 muestras. Así, al importar los datos al IDENT se debe seleccionar el tiempo de muestreo antes mencionado y se simularan 3000 segundos.

- $u$  es la señal PRBS que genera 1200000 muestras/400 = 3000 segundos de simulación.
- $u_{prbs}$  es la misma señal  $u$  solo que seleccionada desde la muestra 220000, es decir, se da el tiempo necesario para que el sistema alcance un valor de establecimiento inicial. Ambas PRBS tienen como valores mínimo igual a 0.50 y máximo igual a 0.70, es decir, se trabajó en el punto de operación de 0.60 con una variación de  $\pm 10\%$  igual a 0.1 y la banda de la señal PRBS fue [0 0.0000500] para poder mantener el ancho de los pulsos superiores a los 50 segundos, esto permite que la válvula responda a la excitación de la señal.

Consideraciones a seguir para ejecutar el experimento:

- Para la señal PRBS se emplea el archivo `prbs_tesis.m`, ésta se debe ejecutarse al inicio de la experimentación.
- DAMADICS cuenta con una librería especial, llamada `DABLib.mdl` y se debe abrir para poder ejecutar el programa correctamente.
- Una vez ejecutado los pasos anteriores se procede a abrir DAMADICS contenida en el archivo `Datos_Fallo8.mdl`
- Para la identificación se selecciona la opción STATE SPACE MODEL y se escoge la opción de orden 1 y discreto (n4s1).

Se realizó la experimentación para diferentes porcentajes, las mismas que se muestran a continuación:

**Experimentación 1: Fallo 2 Sedimentación en el Asentamiento de la Válvula a diferentes porcentajes**

- FALLO 2 AL 5%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,79 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001853 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 2 AL 10%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,79 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001737 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 2 AL 15%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,78 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001627 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 2 AL 20%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,78 % y la función de transferencia es la siguiente:



$$G(z) = \frac{-0.001525 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 2 AL 25%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,78 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001447 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 2 AL 30%

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,78 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001337 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

### **Experimentación 2: fallo 3 erosión en el asentamiento de la válvula a diferentes porcentajes**

- FALLO 3 AL 5 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,79 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001909 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 3 AL 10 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,8 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.002103 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 3 AL 15 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,82 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.002173 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 3 AL 20 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,84 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.002245 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 3 AL 25 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,87 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.002321 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

- FALLO 3 AL 30 %

Aplicando la herramienta IDENT se obtuvo un porcentaje de aproximación de 87,89 % y la función de transferencia es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.0024 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

Al momento de suscitarse un fallo de tipo 2 ó 3 se puede corroborar que la función de transferencia es de Primer Orden. La identificación realizada para los diferentes porcentajes de los fallos 2 y 3 presentan valores de aproximación mayor al 85 %, por lo que se considera que el porcentaje obtenido es aceptable.

De las experimentaciones realizadas se pudo determinar que el valor del polo se mantiene, mientras que la ganancia varía para el fallo 2 de manera ascendente y para el fallo 3 de manera descendente.

De los valores obtenidos podemos claramente diferenciar el tipo de fallo que se suscita, verificando el comportamiento de la ganancia determinando si hay un incremento o una disminución del valor, como se muestra en la Tabla 2

TIPO DE FALLO	VALORES DE LOS PARÁMETROS	
	A	B
SIN FALLO	-0,9992	-0,001863
	A	B
FALLO 1	Aproximadamente 0	Aproximadamente 0
	A	B
FALLO 2	5%	-0,9992
	10%	-0,9992
	15%	-0,9992
	20%	-0,9992
	25%	-0,9992
	30%	-0,9992
	B	-0,001853
	B	-0,001737
B	-0,001627	
B	-0,001525	
B	-0,001447	
B	-0,001337	
FALLO 3	5%	-0,9992
	10%	-0,9992
	15%	-0,9992
	20%	-0,9992
	25%	-0,9992
	30%	-0,9992
	B	-0,001909
	B	-0,002103
B	-0,002173	
B	-0,002245	
B	-0,002321	
B	-0,002400	

**Tabla 2: Valores de los parámetros de la válvula de control con y sin fallo**

La figura 3.6 muestra las zonas de incidencia definidas luego de la experimentación para cada uno de los tipos de fallos seleccionados.

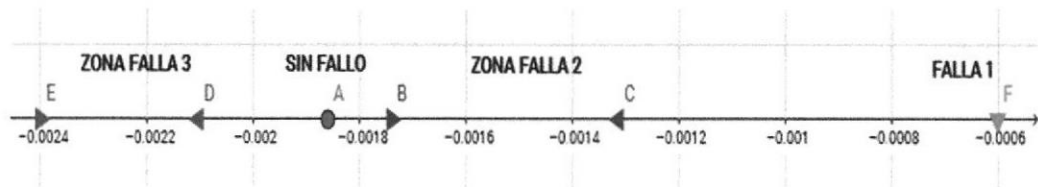


Figura 3.6: Parámetros de los fallos según su tipo

La Figura 3.7 representa la solución final de la detección y aislamiento de fallos por estimación de parámetros, observador de estados y redes neuronales, en esta sección se describirá el funcionamiento de los subsistemas Parámetro delta b1, Modelo discreto de válvula e Identificación de Parámetros, los mismos que intervienen en el detector de fallos por estimación de parámetros.

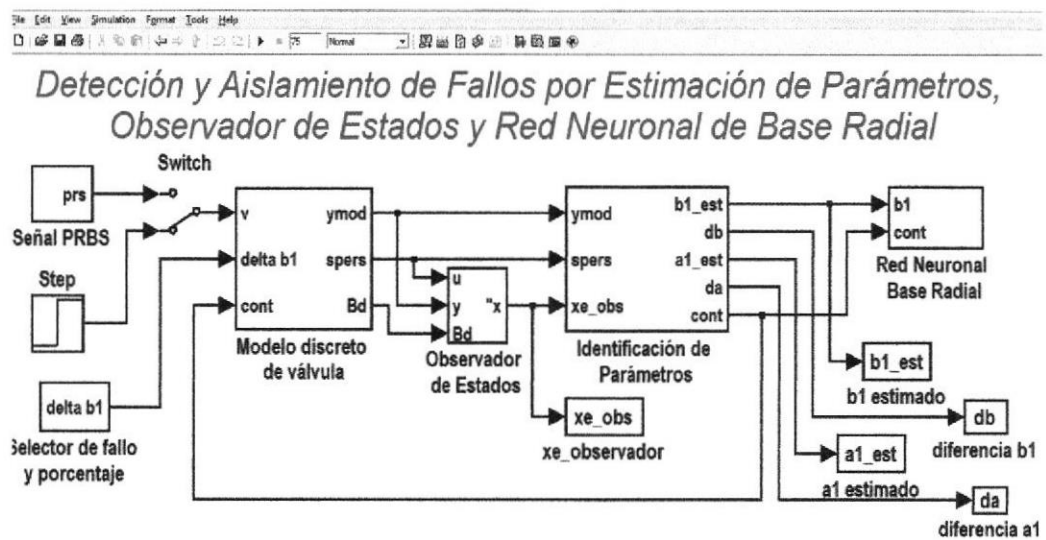


Figura 3.7: Detección y aislamiento de fallos para la válvula.

### 3.2 Diseño del detector de fallas por estimación de parámetros

Como se indicó en el Capítulo I, para el diagnóstico y detección automática de fallos en un sistema de control se pueden emplear diferentes métodos. En este capítulo se desarrolla el método de estimación de parámetros enfocado a la detección de fallos.

La base fundamental del algoritmo de estimación de parámetros es el método de Mínimos Cuadrados Recursivos con factor de olvido. Los resultados de aplicar este método, parámetros estimados  $(\hat{a}, \hat{b})$  se emplean para calcular las diferencias,  $\Delta\hat{\theta}_a$  y  $\Delta\hat{\theta}_b$  entre dos estimaciones sucesivas de los parámetros del modelo.

Cuando no hay fallo,  $\Delta\hat{\theta}$  fluctúa en torno al valor cero, porque en este caso el valor verdadero de  $\theta$  y el valor medio de la estimación coinciden. Pero cuando ocurre un fallo los incrementos se mueven sistemáticamente hacia ese nuevo valor, ya sea positivo o negativo. Para la estimación de los parámetros en el caso de cambios bruscos de los mismos se emplea el método de Hägglund.

Así, el problema puede ser dividido en dos partes:

- Detección del cambio producido.
- Modificación del algoritmo de estimación para acelerar la identificación del valor final del mismo.

Se explica a continuación el método de diseño de un detector de fallo basado en el estudio del cambio de la dirección de la diferencia entre dos estimaciones sucesivas  $\Delta\hat{\theta}$  de los parámetros de un componente del sistema sobre un cierto intervalo de tiempo. Se supone que el componente es una válvula de control.

En el Capítulo anterior se referenció el modelo de la válvula de control que ofrece DAMADICS para investigaciones y pruebas de detectores y diagnosticadores de fallos, diseñados por diferentes entidades de investigación. Se aporta ahora un modelo clásico de válvula de control dado por [26].

Este modelo es dado en función de transferencia (formulación entrada salida), el mismo que depende de una variable  $C_v$ , correspondiente a la posición de la válvula cierre o apertura, que para el presente proyecto será generado mediante la señal  $u_{prbs}$ , las constantes  $P_1$ ,  $P_2$  y  $T$  con valores 3500000 Pa, 2600000 Pa y 20 °C respectivamente, una variable  $F'$  con unidades en t/h de flujo másico que varía inversamente a la señal de entrada y la señal variable del tipo de fallo seleccionado.

### 3.2.1 Método de mínimos cuadrados recursivo con factor de olvido constante

El método de mínimos cuadrados recursivo es quizás uno de los métodos más populares en la identificación de sistemas por las facilidades que el mismo brinda para su puesta en práctica en línea.

Consiste en minimizar la suma de los cuadrados del error  $e(t)$  entre la salida del modelo y las observaciones realizadas sobre la salida real del proceso por medio de la selección de los valores de los parámetros del modelo para lo cual se formula la función de pérdidas  $V(\theta)$  como sigue:

Error cometido por el modelo propuesto

$$e(t) = Y_N - \Phi_N \bar{\theta} \quad (3.2)$$

Función de pérdidas

$$V(\bar{\theta}) = \frac{1}{2} e(t)^T e(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2(t) \quad (3.3)$$

Donde:

$Y_N$ - vector de mediciones actuales sobre la salida del sistema

$$Y_N = \begin{pmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(N) \end{pmatrix} \quad (3.4)$$



Vector de regresión y valores actual y pasados de la entrada

$$\varphi^T(t) = (y(t-1) \quad y(t-2) \quad \dots \quad y(t-na) \quad u(t) \quad u(t-1) \quad \dots \quad u(t-nb)) \quad (3.5)$$

Vector de los parámetros a estimar del modelo

$$\bar{\theta}^T = (\bar{a}_1 \quad \bar{a}_2 \quad \dots \quad \bar{a}_{na} \quad \bar{b}_1 \quad \bar{b}_2 \quad \dots \quad \bar{b}_{nb}) \quad (3.6)$$

Así, la función de pérdida se forma como sigue,

$$V(\bar{\theta}) = \frac{1}{2} e(t)^T e(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2(t) = \frac{1}{2} (Y_N - \Phi_N \bar{\theta})^T (Y_N - \Phi_N \bar{\theta}) \quad (3.7)$$

Donde:

$$\Phi_N = \begin{pmatrix} \varphi^T(1) \\ \varphi^T(2) \\ \dots \\ \varphi^T(N) \end{pmatrix} \quad (3.8)$$

Buscando el mínimo de la función de pérdida por los parámetros, desarrollamos a cuyo desarrollo se le aplicará, después, la búsqueda del extremo:

$$V(\theta) = \frac{1}{2} (-\theta^T \Phi_N^T + Y_N^T) (Y_N - \Phi_N \theta) = \frac{1}{2} (-\theta^T \Phi_N^T Y_N + Y_N^T Y_N + \theta^T \Phi_N^T \Phi_N \theta - Y_N^T \Phi_N \theta) \quad (3.9)$$

Tomando derivada del criterio a minimizar, por los parámetros estimados y considerando las reglas de derivación de formas cuadráticas, tendremos:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} V(\theta) = \frac{1}{2}(-Y_N^T \Phi_N + 2\Phi_N^T \Phi_N \theta - Y_N^T \Phi_N) = \Phi_N^T \Phi_N \theta - Y_N^T \Phi_N \quad (3.10)$$

Igualando a cero para determinar el valor de  $\theta$  que minimiza el criterio, se tiene:

$$\Phi_N^T \Phi_N \hat{\theta} = Y_N^T \Phi_N \quad (3.11)$$

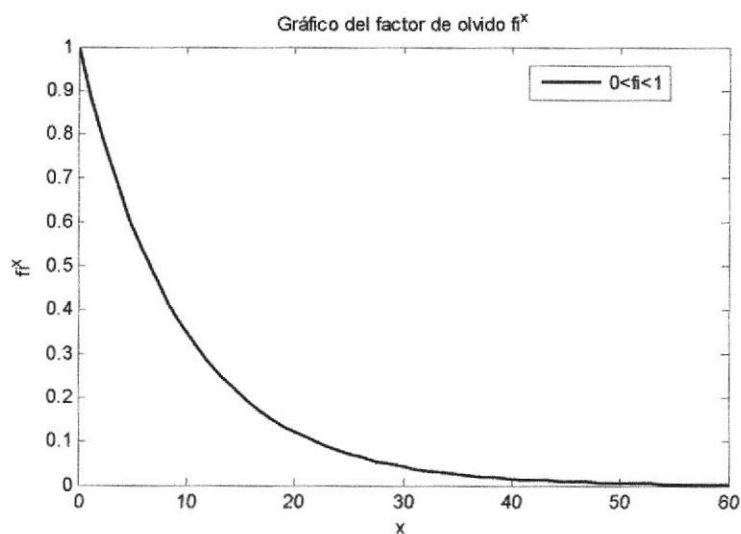
Encontramos la matriz de la estimación de los parámetros,

$$\hat{\theta} = (\Phi_N^T \Phi_N)^{-1} Y_N^T \Phi_N \quad (3.12)$$

Esto significa que si se realizan las operaciones indicadas con los valores de  $Y_N$  y  $\Phi_N$  se podrá determinar los valores estimados de los parámetros de tal manera que esos valores estimados tengan el mínimo error cuadrático.

En la práctica los parámetros que caracterizan a los procesos varían de forma casual con el tiempo. Generalmente la ley estadística de tales variaciones no se conoce.

Se supone entonces que las variaciones de los parámetros ocurren lentamente y de forma heurística se dejan de tener en cuenta las mediciones más viejas. Para olvidar tales mediciones se aplica la llamada Técnica de Olvido Exponencial [26].



**Figura 3.8: Variación del factor de olvido con el tiempo t.**

En la Figura 3.8 se muestra graficado del factor de olvido calculado por la fórmula:

$$factor_{olvido} = \varphi^n \quad (3.13)$$

Con  $\varphi = 0.82$

Considerando el factor de olvido, las nuevas matrices son:

$$Z(t) = \begin{pmatrix} \varphi^{t-1} z^T(1) \\ \varphi^{t-2} z^T(2) \\ \vdots \\ \varphi z^T(t-1) \\ z^T(t) \end{pmatrix}; Y(t) = \begin{pmatrix} \varphi^{t-1} y^T(1) \\ \varphi^{t-2} y^T(2) \\ \vdots \\ \varphi y^T(t-1) \\ y^T(t) \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

Queda ahora la elección del valor del factor  $\varphi$ . Se plantea [26] que este valor debe ser escogido de forma intuitiva, según se observe con que velocidad cambian los parámetros del sistema. Generalmente se escogen valores cercanos a 0.9 si se desea un olvido más rápido. Evidentemente el valor 1 no proporciona olvido.

Esta técnica se emplea además para eliminar los valores iniciales inciertos de los parámetros del modelo, dado la desinformación natural sobre como escoger estos valores iniciales (inicialización de los parámetros en el programa de identificación del modelo) para comenzar la identificación.

El algoritmo de cálculo de la estimación recursiva de los parámetros del modelo, [27], donde se incluyen las expresiones para el cálculo de las matrices y valores numéricos se da a continuación:

Variables auxiliares para el cómputo:

$$G(t) = C(t-1)z(t) \quad (3.15)$$

$$\alpha^2(t) = \varphi^2 + z^T(t)G(t) \quad (3.16)$$

Estimación del valor predicho del error y representa la nueva información o innovación contenida en los datos obtenidos en el tiempo t actual:

$$\hat{e}(t) = y(t) - \hat{\theta}(t-1)z(t) \quad (3.17)$$

Estimación recursiva de los parámetros:

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \frac{1}{\alpha^2(t)} G(t)\hat{e}(t) \quad (3.18)$$

Variable auxiliar:

$$v(t) = 1 + \varphi^2 v(t-1) \quad (3.19)$$

Varianza predicha del ruido y representa la incertidumbre en el proceso de identificación:

$$\hat{\sigma}^2(t) = \frac{\varphi}{v(t)} \left[ v(t-1)\hat{\sigma}^2(t-1) + \frac{1}{\alpha^2(t)} \hat{e}(t)\hat{e}^T(t) \right] \quad (3.20)$$

Sirve como media de la incertidumbre en el proceso de identificación:

$$C(t) = \frac{1}{\varphi^2} \left[ C(t-1) - \frac{1}{\alpha^2(t)} G(t)G^T(t) \right] \quad (3.21)$$

Los valores iniciales  $\hat{\theta}(0)$  y  $C(0)$  se interpretarán como la estimación inicial de los parámetros con imprecisión dada por  $C(0)$  donde se incorpora el conocimiento a priori sobre los probables valores de los parámetros. Si no existen tales conocimientos se seleccionan valores arbitrarios para los parámetros.

Sin embargo se recomienda tomar la matriz  $C(0)$  definida positiva [26], preferentemente diagonal, con grandes valores en la diagonal principal. En la misma fuente, para la simulación de un proceso de identificación, fueron tomados  $P(0) = [0.1; 0.1]$  y  $C(0) = \text{diag}(100)$  con buenos resultados. El diseño del detector de fallos se comienza diseñando la estimación de los parámetros del modelo, para lo cual se ha programado un modelo de primer orden y los ruidos de medición simulando la recopilación de datos del elemento válvula de control en un proceso.

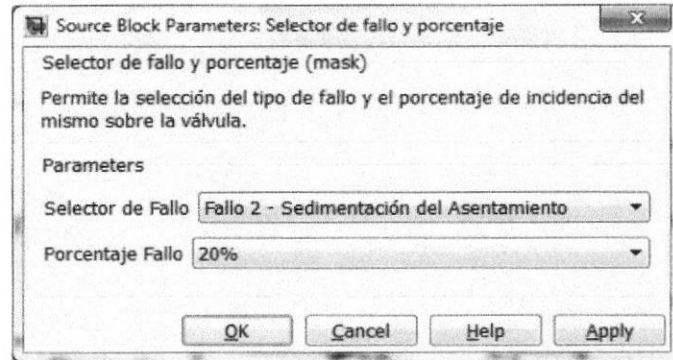
Se ha simulado además una señal pseudo aleatoria binaria para la excitación del modelo de la válvula. Por último, el algoritmo de identificación recursiva por el método de mínimos cuadrados se ha implantado en una función de MATLAB®.

Para la detección de fallos se propone emplear un detector clásico por estimación de parámetros, debido a que permite la identificación de sistemas discretos lineales tal como es el caso del modelo de la válvula.

Para diseñar el detector de fallos se deben conocer el conjunto de parámetros que conforman las funciones de transferencia con y sin fallos en tiempo discreto, que en este caso al ser de primer orden son sólo 2:  $a_1$  y  $b_1$ , luego introducir estos parámetros en las ecuaciones de estados para ser evaluadas y así obtener los datos de entradas y salidas necesarios para la estimación de parámetros.

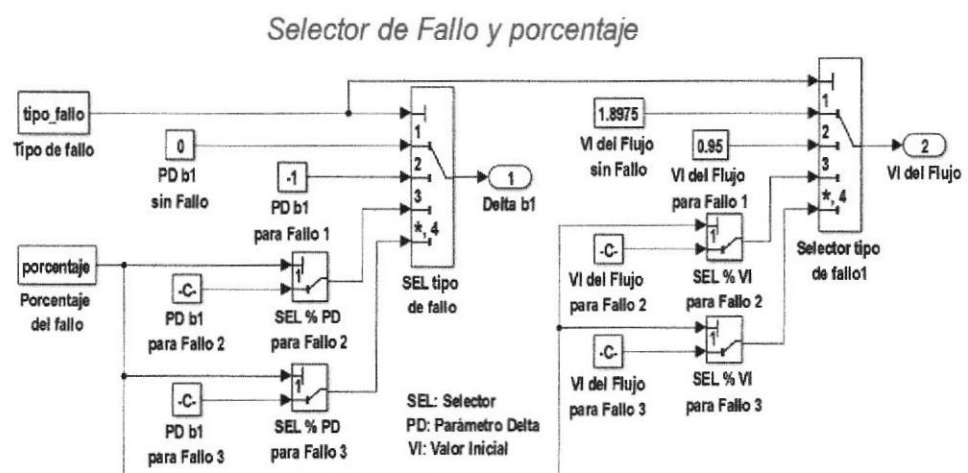
### **Subsistema Selector de Fallo y porcentaje**

Este sistema permite seleccionar el tipo de fallo de la válvula y el porcentaje de incidencia del mismo en la salida de la válvula. Para programar el mismo se ha diseñado un subsistema enmascarado bajo el nombre Selector de Fallo y porcentaje, cuya ventana de diálogo se muestra en la Figura 3.9. Esto brinda mayor facilidad para la evaluación de los fallos a estudiar.



**Figura 3.9: Interfaz de la Máscara de Selector de Fallo y porcentaje.**

En la figura 3.10 se puede apreciar el diagrama que permite la selección del Parámetro delta b1 que está en función del tipo de fallo y del porcentaje de incidencia que se desea evaluar, este valor es enviado hacia la entrada delta b1 del subsistema Modelo discreto de válvula, para ser sumado al parámetro b1 de la ecuación de estados; siendo delta b1 el valor que permite la introducción de los fallos al modelo de la válvula.



**Figura 3.10: Selector de Fallo y porcentaje**



Este subsistema posee las siguientes entradas y salidas:

- Tipo\_fallo: Variable que recibe el tipo de fallo seleccionado.
- Porcentaje: Variable que recibe el porcentaje de incidencia del fallo que está entre el 5% y 30%.
- Parámetro delta b1: Salida a través de la que se envía el valor de delta b1 adecuado para cada fallo y su porcentaje.

Las constantes Parámetros delta b1 para fallo 2 y 3 contienen cada una un arreglo con los valores de delta b1 necesarios para representar el porcentaje de incidencia de cada fallo.

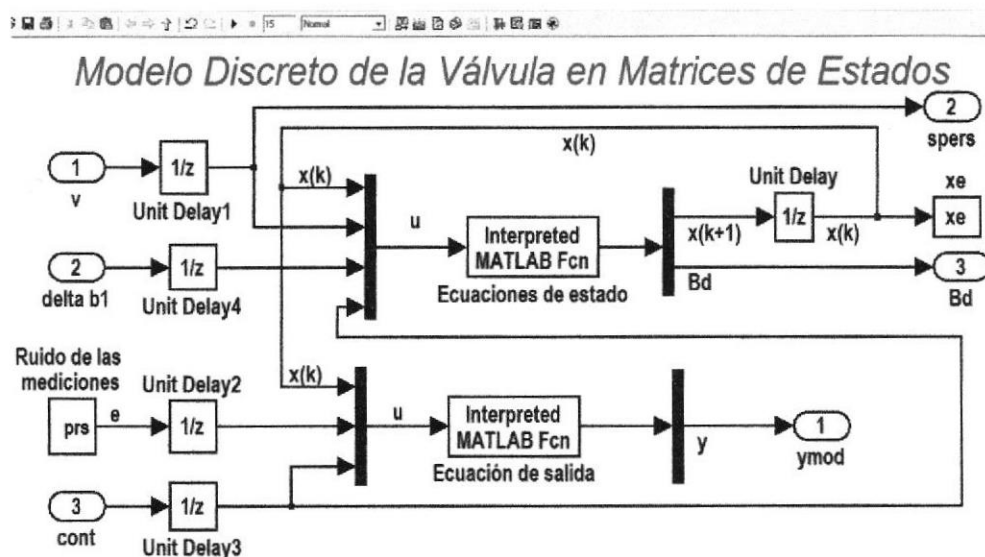
### **Subsistema Modelo discreto de válvula**

Este subsistema permite evaluar las ecuaciones de estados del modelo de la válvula y obtener los valores de entrada y salida necesarias para estimar los parámetros del modelo en el subsistema Identificación de parámetros y estimar los estados en el subsistema Observador de Estados. Este subsistema posee las siguientes entradas:

- V: Señal de entrada para la válvula.
- Delta b1: Valor de delta b1 generado en el subsistema Selector de Fallo y porcentaje.
- Cont: Contador que permite controlar el número de iteraciones.

Este subsistema posee las siguientes salidas:

- Ymod: Señal de salida de la válvula.
- Spers: Señal de entrada a la válvula.
- Bd: Parámetro b1 de la válvula que incluye el fallo en caso de haber sido seleccionado.



**Figura 3.11: Modelo discreto de la válvula.**

El diagrama de Simulink de la figura 3.11 permite evaluar las ecuaciones de estados de la válvula, obteniendo así la salida de la válvula (ymod), el parámetro b1 (Bd) y el estado real de la válvula xe.

Los bloques de funciones de Matlab® Ecuaciones de estados y Ecuación de salida, trabajan con los programas ecuacion\_estado.m y

ecuacion\_salida.m respectivamente, programas cuyo funcionamiento es descrito a continuación:

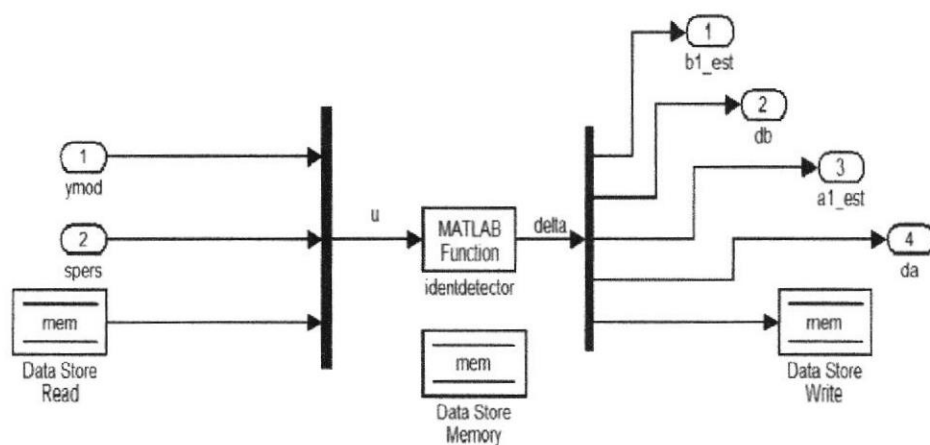
- Ecuacion\_estados.m: Se encarga de recibir el valor de delta b1 para introducir un fallo, en caso de existir, en la ecuación de estados y posteriormente evaluar la ecuación para obtener los datos de los estados reales (xe).

$$x' = a1 * x + b1 * u \quad (3.22)$$

- Ecuacion\_salida.m: Se encarga de recibir los valores del estado y evaluar la ecuación de salida determinando así ymod.

$$y = c * x + d * u + e \quad (3.23)$$

En la Figura 3.12 se muestra el módulo empleado para realizar el algoritmo de identificación de los parámetros del modelo de la válvula dado [28].



**Figura 3.12: Diagrama de bloques del módulo de identificación de parámetros.**

En el módulo de identificación de parámetros se emplean los bloques Data Store Memory, Data Store Read y Data Store Write de Simulink para proporcionar los valores iniciales de variables empleadas en el programa de identificación por el Método de Mínimos Cuadrados Recursivo y su actualización en cada instante de muestreo. Se incorpora además el bloque MATLAB function direccionado al guión `identdetector.m`.

El guión `identdetector` se muestra en el Anexo 2. En la Figura 3.13 se muestra el guión para la ecuación de salida.



The image shows a screenshot of a MATLAB editor window titled "Editor - C:\Users\Ciente\Documents\MATLAB\ecuacion\_salida.m". The window contains a script with the following code:

```
1 function y=ecuacion_salida(u)
2 - c=1;
3 - x1=u(1);
4 - e=u(2);
5 - y=c*x1+0.01*e;
```

The window also shows a toolbar with various editing and execution tools, and a taskbar at the bottom with several open files: `identdetector.m`, `ecuacion_estado...`, and `ecuacion_salida.m`.

**Figura 3.13: Guión para la ecuación de salida.**

The screenshot shows a MATLAB editor window titled 'Editor - C:\Users\Cliente\Documents\MATLAB\ecuacion\_estados.m'. The menu bar includes File, Edit, Text, Go, Cell, Tools, Debug, Desktop, Window, and Help. The toolbar contains various icons for file operations and editing. Below the toolbar is a numeric keypad with values 1.0 and 1.1. The main text area contains the following MATLAB code:

```

1 function x=ecuacion_estados(u)
2 - a=-0.025;
3 - b=0.5;
4 - x1=u(1);
5 - spers=u(2);
6 - x=a*x1+b*spers;|

```

At the bottom, the window title bar shows three open files: 'identdetector.m', 'ecuacion\_estado...', and 'ecuacion\_salida.m'. The active window is 'ecuacion\_salida'.

**Figura 3.14: Guión para la ecuación de estado.**

En la Figura 3.14 se muestra el guión para la ecuación de estado. Al igual que el anterior este guión se ejecuta sólo cuando ocurre un tiempo de muestreo (cada 0.1 segundos en la simulación).

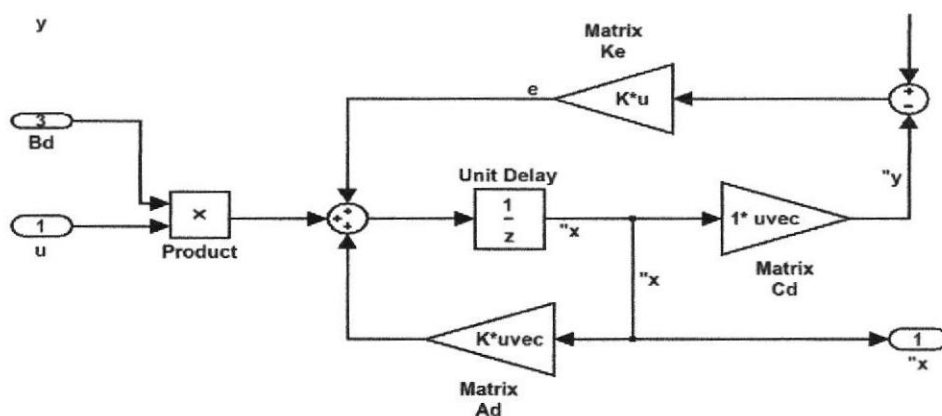
### 3.3 Diseño del detector de fallas con base en observadores de estado

Una vez analizado los diferentes tipos de observadores de estados clásicos, se seleccionó el Observador de Estados de Lazo Cerrado debido a las siguientes características:

- Este observador puede mejorar el error de estimación seleccionando la ganancia  $K_e$  adecuada.
- El sistema cumple con la condición de observabilidad, es decir el rango de la matriz de observabilidad del sistema es igual a la dimensión del mismo, en este caso ambos son igual a 1.

- La función de transferencia de la planta obtenida por experimentación es de primer orden.
- Se requiere calcular el valor de un solo estado en función de la entrada y la salida del sistema.
- Se conoce las matrices A, B y C del sistema en tiempo discreto.

A continuación se muestra el diagrama de bloques del observador de estado de lazo cerrado realizado:



**Figura 3.15: Diagrama de Bloques del Observador de Estado**

El subsistema mostrado en la Figura 3.15 tiene las siguientes entradas y salidas:

$y$  : Es la señal de salida de la válvula.

$B_d$ : Representa la matriz de estado B en tiempo discreto de la válvula.

$u$ : Es la señal de entrada de la válvula.

Ke: Matriz de Ganancia

Ad: Representa la matriz de estado A en tiempo discreto de la válvula.

y": Es la señal de salida del observador de estado

x": Es el valor del estado del observador

Cd: Representa la matriz de estado C en tiempo discreto de la válvula

Posteriormente se procedió a evaluar el comportamiento del observador de estado, obteniendo la siguiente tabla:

TIPO FALLO	ESTADOS EN t= 15 seg				
	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
SIN FALLO	-0,0067	-0,1237	-0,0106	-0,1231	
FALLO 1	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	0	0	-0,0039	5,58E-04	
FALLO 2	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	5%	-0,0067	-0,123	-0,0106	-0,1225
	10%	-0,0063	-0,1153	-0,0102	-0,1148
	15%	-0,0059	-0,108	-0,0098	-0,1075
	20%	-0,0055	-0,1012	-0,0094	-0,1007
	25%	-0,0052	-0,0961	-0,0091	-0,0955
	30%	-0,0048	-0,0888	-0,0087	-0,0882
FALLO 3	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	5%	-0,0069	-0,1267	-0,0108	-0,1262
	10%	-0,0076	-0,1396	-0,0115	-0,1391
	15%	-0,0079	-0,1443	-0,0118	-0,1437
	20%	-0,0081	-0,149	-0,012	-0,1485
	25%	-0,0084	-0,1541	-0,0123	-0,1535
	30%	-0,0087	-0,1593	-0,0126	-0,1588

Tabla 3: Valores del estado real y del observador según el tipo de fallo.

Los valores de la Tabla 3 son de la experimentación que se llevó a cabo en un tiempo de 15 segundos, tiempo necesario para que el sistema y el estado sean estables, por lo tanto los valores obtenidos en el observador son los estados del sistema en estado estable.

En virtud de que la planta es de primer orden solo se trabajará con un único estado. "xe" representa el estado real de la planta, en este caso se tiene acceso a la misma, lo que permite comparar los valores del estado obtenidos por el observador "xe\_obs" y así validar sus resultados. Los subíndices 1 y 2 corresponden al penúltimo y último valor del estado real y observado respectivamente.

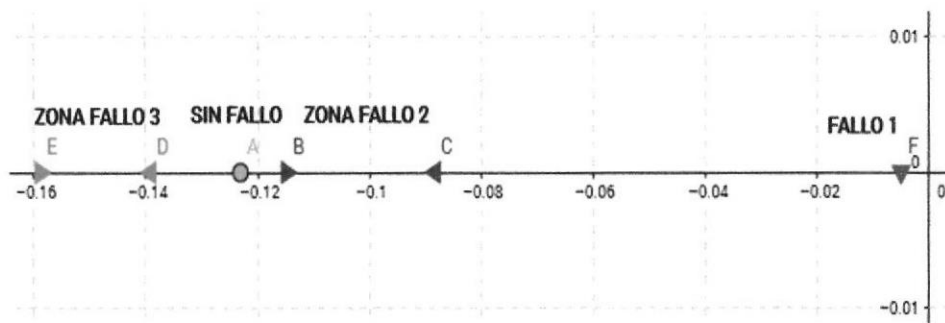
Como se puede observar en la Tabla 3 el valor del observador de estados es cercano al valor real de los estados de la planta por lo tanto se comprueba que el observador cumple con los requerimientos para su utilización.

Por otra parte en lo que respecta a la tendencia de los fallos se puede observar que el comportamiento respecto al valor sin fallo varía notoriamente y cada uno tiene un área de acción bien definida (ver Figura 3.16), como por ejemplo:



Sin fallo el valor de referencia del estado es de  $-0,123$ , con un rango de actuación del  $[-0,1262$  al  $-0,1225]$

- Para el fallo 1 se evidencia que el valor del estado tiende a cero.
- Para el fallo 2 se evidencia que el valor del estado tiende a incrementarse pero no llega a cero, de la experimentación se obtiene un rango de actuación del  $[-0,1148$  al  $-0,0882]$
- Para el fallo 3 se evidencia que el valor del estado tiende a disminuir, de la experimentación se obtiene un rango de actuación del  $[-0,1588$  al  $-0,1391]$



**Figura 3.16: Valores del Estado obtenido empleando el Observador.**

### 3.4 Diseño del detector de fallas empleando redes neuronales

Una técnica moderna y eficiente actualmente utilizada en la identificación y aislamiento de fallos es el empleo de redes neuronales. De la experimentación anterior (ver Tabla 2: Valores de los parámetros según el tipo de fallo y el porcentaje), se tienen los valores que toman los parámetros  $a$  y  $b$ , y del cual se evidencia una particularidad en el comportamiento del parámetro  $b$  dependiendo de la condición de fallo o no fallo, del tipo de falla y del porcentaje a aplicar.

Para la experimentación se emplea la red neuronal de base radial, la misma que tiene sus particularidades. (Función de activación) que sirve para la activación de las neuronas ocultas y la función de salida de base radial que permite activar las neuronas de salida. La función de base radial empleada fue la siguiente:

$$F_{BR}(b) = e^{-\frac{(b-c_1)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.23)$$

Una vez que se obtiene los valores de activación de las neuronas ocultas se asignan los pesos para la función de salida y a su vez las condiciones a cumplir para el valor final de la salida de la neurona, esta define en función del umbral la salida del sistema, es decir dependiendo de la condición de fallo o no fallo, del tipo de falla y del porcentaje a aplicar la red neuronal actuará y tendrá la capacidad de determinar la condición en la que se encuentre.

Para la experimentación y en base a la parte física de la válvula se consideró que una variación o fallo pequeño (aproximadamente 5 %) es irrelevante por lo que se espera que al momento de presentarse este tipo de condiciones la red neuronal sea capaz de discriminar estos valores y considerarlos como no fallos. A continuación se muestra la tabla de activación de la red neuronal realizada:

TIPO FALLO	PARÁMETRO A EVALUAR	VALOR DE LA ACTIVACIÓN			
SIN FALLO	B	VA(0)	VA(1)	VA(2)	VA(3)
	-0,001863	1,0060	0,0160	0,4603	0,1700
FALLO 1	-0,000001	0,0100	0,9972	0,0100	0,0100
FALLO 2	B	VA(0)	VA(1)	VA(2)	VA(3)
5%	-0,001853	0,9990	0,0160	0,4816	0,1555
10%	-0,001737	0,3323	0,0109	0,7332	0,0477
15%	-0,001627	0,0287	0,0096	0,9299	0,0172
20%	-0,001525	0,0103	0,0100	1,0000	0,0113
25%	-0,001447	0,0096	0,0096	0,9582	0,0099
30%	-0,001337	0,0078	0,0078	0,7804	0,0078
FALLO 3	B	VA(0)	VA(1)	VA(2)	VA(3)
5%	-0,001909	0,8667	0,0145	0,3665	0,2491
10%	-0,002103	0,0256	0,0089	0,1039	0,7744
15%	-0,002173	0,0110	0,0099	0,0620	0,9366
20%	-0,002245	0,0103	0,0103	0,0364	1,0003
25%	-0,002321	0,0094	0,0094	0,0210	0,9291
30%	-0,002400	0,0074	0,0074	0,0120	0,7361

**Tabla 4: Valores de activación de la red neuronal del parámetro b.**

Una vez analizada la tabla 4 se define los siguientes umbrales para cada tipo de condición de fallo, por ejemplo:

- El porcentaje de umbral para la condición de NO FALLO es: 70 %
- El porcentaje de umbral para la condición de FALLO 1 es: 85 %
- El porcentaje de umbral para la condición de FALLO 2 es: 70 % al 120 %
- El porcentaje de umbral para la condición de FALLO 3 es: 70 % al 120 %

Este porcentaje de umbral definido nos sirve para determinar la zona predominante de actuación cuando un valor este dentro de más de una zona.

## **CAPÍTULO 4**

### **4. DISEÑO DE CONTROLADORES DE RECONFIGURACIÓN DEL SISTEMA EN BASE A LAS TÉCNICAS INTELIGENTES**

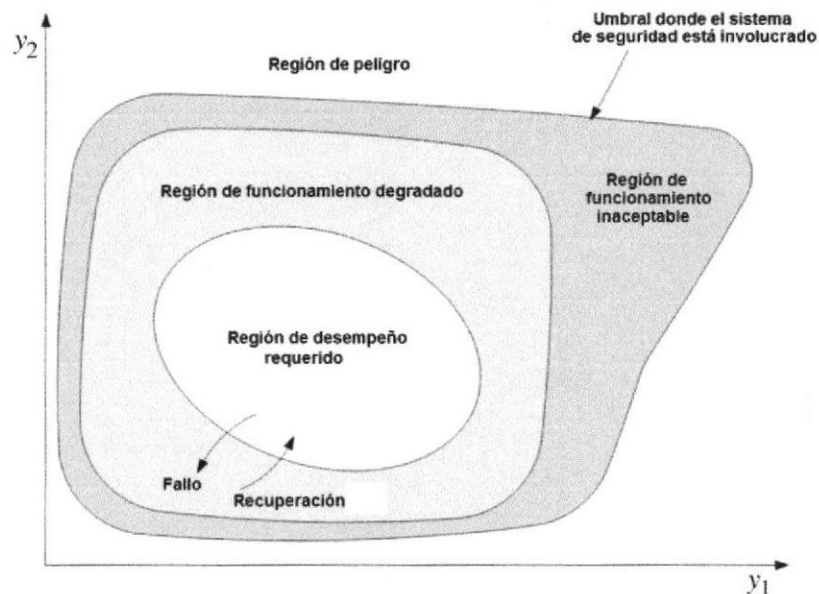
#### **4.1 Análisis del desempeño de los controladores de reconfiguración para la planta del proyecto IFATIS**

Con el aumento de la automatización industrial de los distintos procesos productivos aumentan las partes de cada sistema sujetas a fallos. Los sistemas actuales de supervisión y control de procesos no se conciben si no tienen en su composición un sistema de detección, diagnóstico y aislamiento del fallo.

Así, es evidente que hacen falta técnicas que permitan detectar el funcionamiento anómalo en un determinado componente, y si procede,

disminuir lo más posible los efectos perjudiciales a la calidad de la producción del producto en cuestión.

La relación entre la tolerancia al fallo y la seguridad debe ser elaborada con más detalle. Bajo el supuesto que el desempeño del sistema puede ser descrito por dos variables  $y_1$  y  $y_2$  se puede idear la fig. 4.1 donde se muestran las diferentes regiones a considerar.



**Figura 4.1: Regiones de desempeños requerido y degradado (tomada de la bibliografía 17)**

El funcionamiento de los sistemas de reconfiguración y seguridad se explica a continuación con ayuda de la fig. 4.1. En la región de desempeño requerido, el sistema cumple su función. El sistema debe permanecer todo el tiempo de

funcionamiento dentro de esta región independientemente de las perturbaciones e incertidumbres de los parámetros del modelo de la planta.

Para variaciones pequeñas por magnitud de los parámetros por fallos el controlador debe mantener al sistema en esta región, pero esto no es su objetivo principal. Así, el controlador "oculta" el efecto de los fallos y hace que la tarea de diagnóstico de fallos sea más difícil [17].

La región de funcionamiento degradado es la región en el plano  $(y_1, y_2)$  donde estará el sistema defectuoso, en esta región el desempeño no satisface los requerimientos, por lo que se deteriora el desempeño. Son los fallos los que hacen que el funcionamiento del sistema salte de la región de desempeño requerido a la región de funcionamiento degradado.

Cuando el desempeño del sistema dado por  $(y_1, y_2)$  cruza la frontera entre las dos regiones se invoca el sistema de supervisión, el cual diagnostica los fallos y ajusta el controlador a la nueva situación.

El controlador tolerante a fallos debe ser capaz de iniciar acciones de recuperación que impidan una mayor degradación de la actuación del sistema hacia las regiones inaceptables o peligrosas y debe mover el sistema nuevamente a la región de desempeño requerido [17].

La región de funcionamiento inaceptable debe evitarse por medio del control tolerante a fallos. Esta región se encuentra entre la región de desempeño aceptable en la cual el sistema debe permanecer y la región de peligro, a la cual el sistema no debe llegar nunca. El sistema de seguridad interrumpe el funcionamiento de todo el sistema para evitar el peligro para el sistema y su entorno. Se invoca si se supera el borde exterior de la región de funcionamiento inaceptable.

Esto demuestra que el sistema de seguridad y el controlador de tolerancia a fallos trabajan en regiones separadas del espacio de  $(y_1, y_2)$  y satisfacen objetivos complementarios. En muchas aplicaciones, ellas representan dos partes separadas del sistema de control. Por ejemplo, en la industria de procesos, los sistemas de seguridad y de supervisión se implementan en unidades separadas [17]. Esta separación hace posible el diseño de controladores tolerantes a fallos sin necesidad de cumplir las normas de seguridad.

Para probar las estrategias de detección de fallos y diseñar los detectores de fallos es necesario tener un modelo matemático de la planta, considerando a ésta como la combinación del actuador, el proceso y el sensor. Por otro lado se deben tener los fallos modelados de alguna manera. Muchos son los modelos propuestos de la planta para la detección, diagnóstico y aislamiento y otros varios los modelos de los fallos.

Una manera de plantear con rigurosidad tanto el modelo de la planta como el modelo de los fallos del actuador la proporciona Zhang y Jiang [29].

$$x_{k+1} = Fx_k + Gu_k + w_k^x \quad (4.1)$$

$$y_k = H_r x_k + Du_k \quad (4.2)$$

$$z_k = Hx_k + Du_k + v_k \quad (4.3)$$

Dónde:

$x_k \in \mathfrak{R}^n$  – son los estados del sistema

$u_k \in \mathfrak{R}^l$  – son las entradas

$y_k \in \mathfrak{R}^l$  – son las salidas del sistema

$z_k \in \mathfrak{R}^m$  – son las entradas

$w_k^x \in \mathfrak{R}^n$  – son las secuencias de ruido blanco gaussiano con media nula y covarianza  $Q_k^x \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  representando los errores de modelación.

$v_k \in \mathfrak{R}^m$  – son las secuencias de ruido blanco gaussiano con media nula y covarianza  $R_k \in \mathfrak{R}^{m \times m}$  representando los errores de medición.

Para modelar los fallos del actuador se introducen los factores de efectividad del control. La parte dinámica del sistema en presencia de los fallos de la válvula de control es:

$$x_{k+1} = Fx_k + G^f u_k + w_k^x \quad (4.4)$$



Donde  $G^f$  se relaciona con la matriz de entrada nominal  $G$  y con los factores de efectividad del control como sigue:

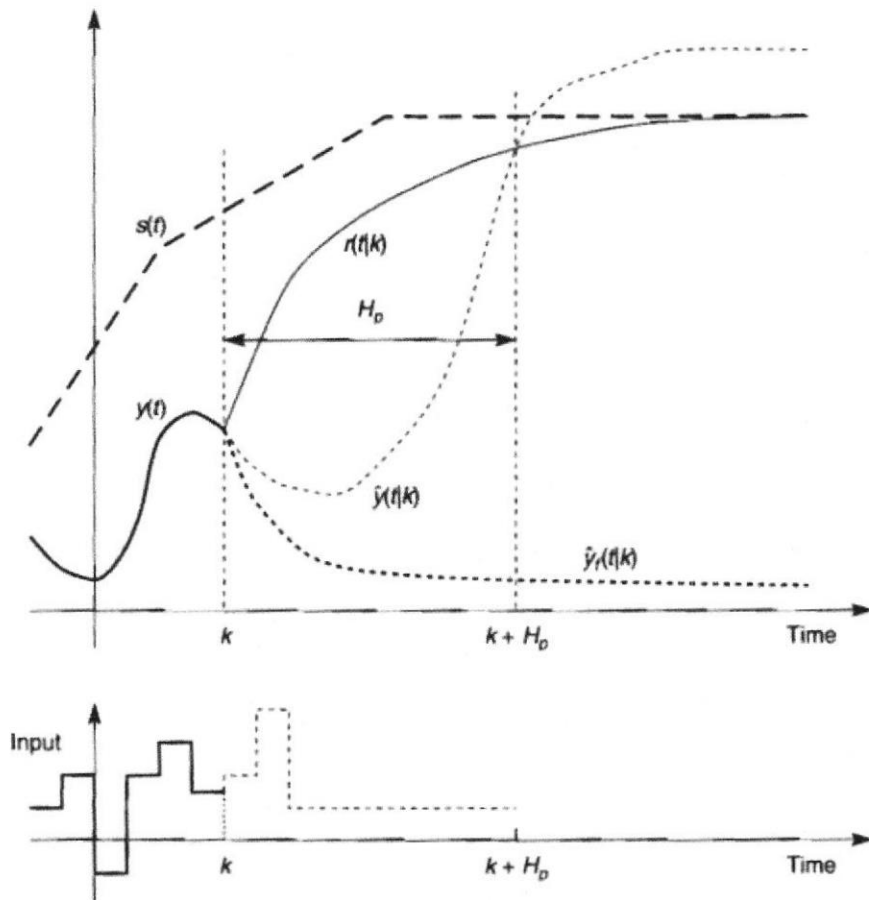
$$G^f = G(I - \Gamma_k), \Gamma_k = \text{diag}[\gamma_k^1 \gamma_k^2 \dots \gamma_k^l] \quad (4.5)$$

$\gamma_k^i$  – Factores de efectividad del control,  $i = 1, \dots, l$

Los factores de efectividad  $\gamma_k^i = 0$  con  $i = 1, \dots, l$  denotan el buen estado del actuador, pero  $\gamma_k^i = 1$  corresponden al fallo total del  $i$ -ésimo actuador. Los valores del factor  $0 < \gamma_k^i < 1$  representan una pérdida parcial de la efectividad del control.

#### 4.2 Diseño del controlador MBPC neuronal para la reconfiguración de los sistemas planta del proyecto IFATIS de dos tanques interconectados

El Control Predictivo con Base en el Modelo representa más que una estrategia de control una Metodología de Diseño de Controladores [30]. En la fig. 4.2 se muestran el punto de operación o set point ( $s(t)$ ), la referencia interna  $r(t/k)$ , la salida de la planta hasta el instante de tiempo  $k$ ;  $y(k)$ , la respuesta controlada del modelo y la respuesta libre del modelo. Además, se muestra el horizonte de control  $H_p$  (en el Trabajo de Titulación se usa  $N_u$ ) y el instante  $k + H_p$  deseado de igualación de la respuesta controlada del modelo  $\hat{y}(t|k)$  con la referencia interna  $\hat{y}_r(t|k)$ .



**Figura 4.2: Trayectorias set point ( $s$ ), de referencia interna ( $r$ ) y secuencia de control (input) futuras [31].**

El control predictivo usa un modelo explícito del proceso con el cual se calcula la respuesta a una secuencia de control que minimiza la diferencia entre la referencia deseada (interna) y la respuesta de dicho modelo explícito del proceso en un horizonte de predicción dado, o sea en un instante de tiempo futuro dado por el producto  $Nu \cdot T_s$ , siendo  $Nu$  un número entero mayor que uno y  $T_s$  el periodo de muestreo.

Una característica de la metodología es el cálculo de la secuencia de control que minimiza la diferencia entre la referencia deseada (interna) y la respuesta de dicho modelo explícito, en cada periodo de muestreo, en el horizonte de predicción. Así, en cada instante de tiempo, se calcula el control solucionando un problema de optimización de lazo abierto para el horizonte de predicción, después se aplica el primer valor de la secuencia de control calculada.

Otra característica de esta metodología es la estrategia de horizonte móvil, la que consiste en aplicar la primera acción de control calculada y la repetición del procedimiento en cada periodo de muestreo, para lo cual emplea la nueva información disponible. Estos pasos se repiten en cada instante de tiempo de muestreo.

Por otro lado, la detección de fallos implica decidir si algo está mal o si todo está dentro de las condiciones de trabajo normales. Esta decisión es tomada por un sistema que mediante el procesamiento de los datos de entrada/salida del proceso, es capaz de detectar los fallos y, finalmente, aislarlo. Una vez que se detecta el fallo, el sistema de control tolerante al fallo debe accionar de tal manera que el funcionamiento del sistema se mantenga, o al menos no se deteriore demasiado.

Uno de los principales problemas es que la detección de fallos tiene que ser realizada en presencia de incertidumbres, de perturbaciones y ruidos de

medición que hacen las cosas más difíciles. Una vez que se detecta el fallo y se aísla, el Control Tolerante a Fallos (CTF) regula la estructura y la sintonización del controlador con el fin de mantener el funcionamiento.

Hay muchas estrategias que se pueden utilizar para este propósito. Todas estas estrategias se pueden clasificar en Métodos Pasivos o Métodos Activos de CTF. El método pasivo consiste en el diseño de controladores robustos para asegurar que el sistema de control a lazo cerrado mantenga el funcionamiento en presencia de fallos.

El Control Predictivo con Base en el Modelo (MPC) puede formularse tomando en cuenta los fallos y las incertidumbres y esto permite el diseño de controladores intrínsecamente seguros y por lo tanto pertenecen a la clase de CTF pasivos [32].

Una gran cantidad de monografías describen el control predictivo y sus diferentes estrategias entre ellos sobresalen las de Camacho, E. and Bordons [33] y Goodwin, G. C. et al [34]. El controlador predictivo básico se obtiene considerando que el criterio a minimizar es el siguiente:

$$J = \sum_{k=N_1}^{N_2} (\hat{y}(t+k|t) - r(t+k|t))^2 + \delta \sum_{k=1}^{N_u} \Delta u^2(t+k|t) \quad (4.6)$$

Dónde:

$N_1$ = horizonte de inicio

$N_2$ = horizonte de predicción o de salida

$N_u$ = horizonte de control

$\delta$  =Coeficiente de ponderación del control

$e(t + k) = \hat{y}(t + k|t) - \hat{r}(t + k|t)$  Error entre la salida predicha del modelo y la predicción de la referencia interna,

$\Delta u(t + k|t)$  – Incremento futuro en el control.

Todas las estrategias de control predictivo tienen elementos comunes y pueden ser elegidas diferentes opciones para cada uno de estos elementos dando lugar a diferentes algoritmos. Estos elementos comunes son: el modelo de predicción, la función objetivo a minimizar y la ley de control a obtener.

El modelo es la piedra angular del MPC, el mismo debe haber capturado completamente la dinámica del proceso, debe de permitir calcular las predicciones y a la vez debe ser intuitivo y permitir el análisis teórico.

El MPC a diseñar es un controlador con parámetros fijos, el cual está diseñado para que tolere los cambios de la dinámica de la planta, entendiéndose como planta el conjunto válvula-proceso-sensor. Bajo el supuesto que el sistema

controlado satisface los objetivos de mantener el desempeño del proceso dentro de las tolerancias permitidas en condiciones de fallos bruscos no críticos y, de lo contrario, emitir un informe sobre la necesidad de detener el proceso para eliminar la avería, la tolerancia a los fallos se obtiene sin necesidad de cambiar los parámetros del controlador predictivo ( $N_1, N_2, N_u, \delta$ ).

Es, por lo tanto, un método pasivo de proporcionar tolerancia a fallos. En este caso estamos en presencia de un control predictivo neuronal robusto implicando esto que esta robustez es válida sólo para una clase restringida de cambios en el comportamiento de la planta causado por un fallo.

#### **4.2.1 Selección de la arquitectura de la red neuronal artificial**

Según Isasi y Galván [35] antes de entrenar una red neuronal es necesario determinar el tipo de red neuronal más adecuada según los requerimientos del problema, determinar la arquitectura de la red, el número de neuronas a la entrada, en la capa escondida, en la de salida y las funciones de activación de cada capa. El problema a resolver es determinar una red neuronal que modele a la planta IFATIS. La misma que será empleada como modelo para la predicción del comportamiento de la planta en un controlador predictivo.

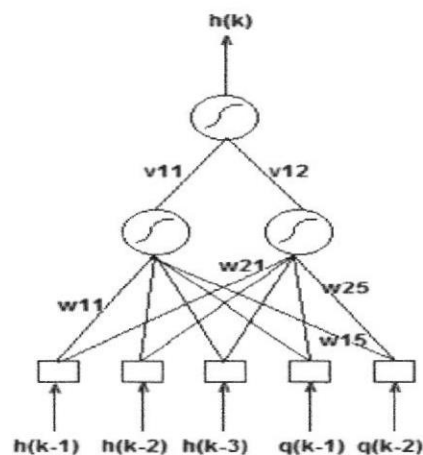
Dentro de las redes neuronales se tienen la red de neuronas recurrentes, la red perceptrónica multicapa, la red de base radial, etc., estas dos últimas redes tienen gran éxito en la aproximación universal de funciones, por lo que pueden ser empleadas en la construcción de modelos, aunque el perceptrón multicapa ha sido más utilizado que la de base radial para estos fines [35].

El número de neuronas de entrada estará determinado por la cantidad de valores temporales anteriores requeridos para la predicción del comportamiento. Se requieren procesar los valores  $h(k-1), h(k-2)$  del nivel en el segundo tanque y  $q(k-1), q(k-2)$  de valores del flujo o caudal de entrada al primer tanque. Así, el número de neuronas en la entrada es cinco.

La cantidad de capas escondidas de una red neuronal no está regida por ninguna especificación teórica. Esta cantidad debe determinarse de manera experimental o por prueba y error. Se conoce [27] que la adición de capas escondidas (una o dos) permite al algoritmo de retropropagación desarrollar una representación interna del problema que puede ser vital para su solución y se recomienda comenzar con el número mínimo y posteriormente aumentarlo si es el caso. Con base en lo anterior se determina comenzar por la mínima cantidad que es una capa escondida con dos neuronas.

Surge entonces el problema de determinar la capa de salida. Para ello se requiere analizar nuevamente el problema. La idea es obtener un modelo matemático del tipo neuronal del modelo matemático presentado. Como se observa este modelo es la relación entrada salida de la planta de dos tanques de IFATIS que involucra valores pasados o sea es regresivo. Pero lo más importante es que se modela una sola salida. Así, la red neuronal que se propone tiene que tener también una sola salida y esto implica una sola neurona a la salida.

Para concebir la arquitectura de la red debe definirse la manera de conexión de las neuronas de entradas con las de la capa escondida y estas con la neurona de salida, esto es cuál es la conectividad de la red neuronal. Se elige la conectividad total, la misma que se muestra en la figura 4.3.



**Figura 4.3: Red neuronal candidata para modelar el proceso de nivel en los dos tanques del proyecto IFATIS**



Las funciones de activación seleccionadas son la función sigmoide tangente hiperbólica indicada en la figura 4.3 como una **ese** alargada dentro del círculo. La salida de la red neuronal candidata será entonces dada por las expresiones siguientes:

$$\begin{aligned} net_1 = & w_{11}h(k-1) + w_{12}h(k-2) + w_{13}h(k-3) + w_{14}q(k-1) + \\ & w_{15}q(k-2) + b_1 \end{aligned} \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} net_2 = & w_{21}h(k-1) + w_{22}h(k-2) + w_{23}h(k-3) + w_{24}q(k-1) + \\ & w_{25}q(k-2) + b_2 \end{aligned} \quad (4.8)$$

$$F_1 = \frac{1}{1+e^{-net_1}} \quad (4.9)$$

$$F_2 = \frac{1}{1+e^{-net_2}} \quad (4.10)$$

$$net_3 = v_{11}F_1 + v_{12}F_2 + b_3 \quad (4.11)$$

$$F_3 = \frac{1}{1+e^{-net_3}} \quad (4.12)$$

El entrenamiento de la red debe determinar las siguientes matrices:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} & w_{14} & w_{15} & b_1 \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} & w_{24} & w_{25} & b_2 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$V = [v_{11} \ v_{12} \ b_3] \quad (4.14)$$

#### 4.2.2 Bloque control predictivo con red neuronal de Simulink

El Toolbox de Redes Neuronales de MATLAB® proporciona un bloque denominado Bloque de Control Predictivo con Red Neuronal. Este bloque permite realizar todas las operaciones requeridas para:

- Identificar un modelo de la planta a controlar.
- Al aceptar el modelo de la planta, el mismo determina una red neuronal que captura el comportamiento dinámico del modelo de la planta anteriormente encontrado por los requerimientos seleccionados por el usuario.
- Al terminar el entrenamiento de la red neuronal y aceptar los resultados mostrados, el mismo bloque incorpora la red neuronal entrenada al bloque del controlador predictivo como modelo para la predicción.

En lo que sigue se presentan los resultados del modelado por identificación de la planta, la red neuronal entrenada considerando los datos de la planta y el modelo y el control predictivo diseñado resultante.

El Controlador MBPC Neuronal se aplica al sistema definido por una Planta del Proyecto IFATIS de dos tanques interconectados (planta piloto no lineal reconocida por la Unión Europea).

Los valores experimentales del funcionamiento de una planta modelo se la tomo de Moromenacho, E. O. et al [36] donde definen que la función de transferencia de los 2 tanques interconectados es la siguiente:

$$Gp(s) = \frac{1}{227,326608s^2 + 338,91168825s + 32,25}$$

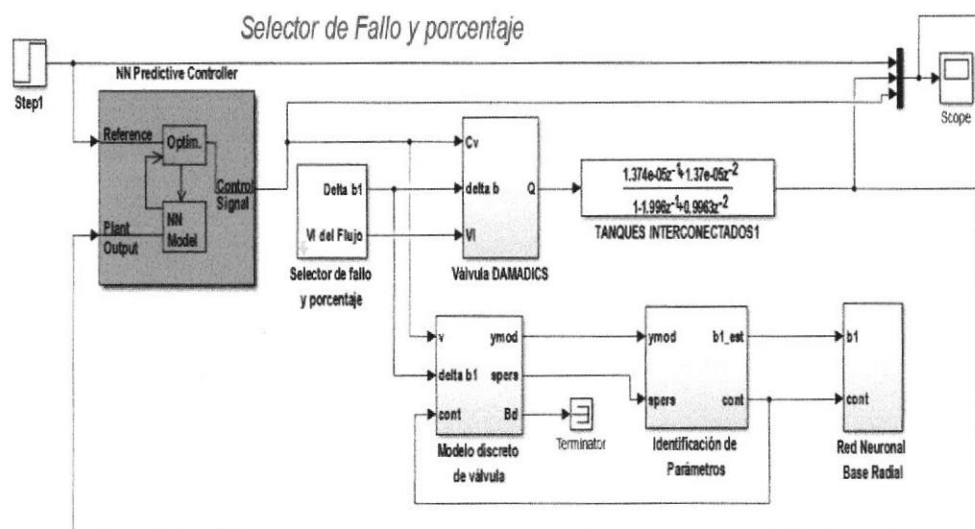
Que al transformarla en sistema discreto, para un tiempo de muestreo de 0,0025 queda de la siguiente forma:

$$Gp(z) = \frac{0,00001373z^{-1} + 0,00001371z^{-2}}{1 - 1,996z^{-1}s + 0,9963z^{-2}}$$

La planta es gobernada por la válvula DAMADICS, sobre la cual se aplicarán diferentes fallos, la función de transferencia de la válvula es la siguiente:

$$G(z) = \frac{-0.001863 * z^{-1}}{1 - 0.9992 * z^{-1}}$$

Para diseñar el controlador se emplean las ventanas de diálogos que proporciona la herramienta de MATLAB® NN Predictive Controller. Esta herramienta permite realizar la identificación de la planta, entrenar la red y finalmente diseñar el controlador MBPC Neuronal. El diagrama de bloques propuesto es el que se muestra en la figura 4.4.

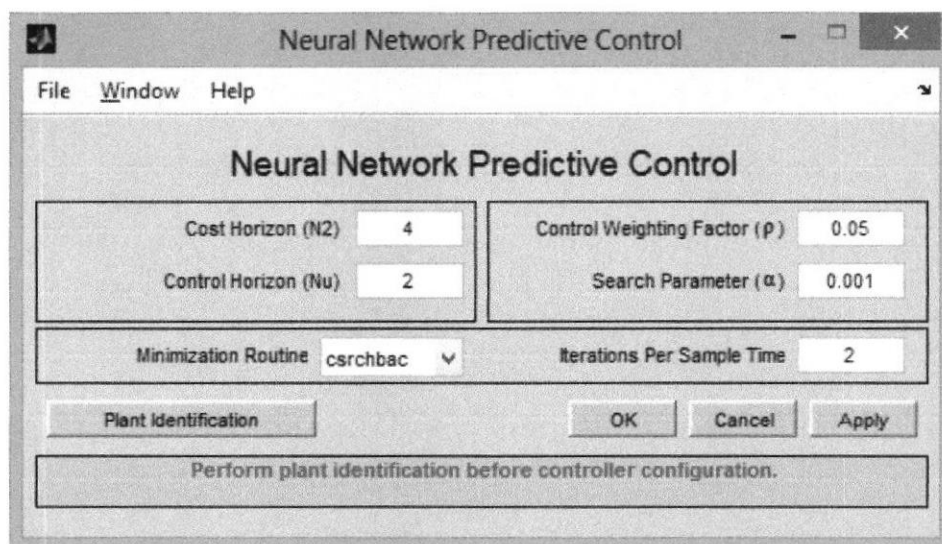


**Figura 4.4: Diagrama de bloques del sistema de control de la planta IFATIS con el modelo de la válvula de DAMADICS y el control predictivo-neuronal.**

El bloque NN Predictive Controller se encuentra en la sección de bloques de red neuronal de la caja de herramientas de Simulink. La señal de control se enlaza a la entrada de la planta modelo. La señal de salida del modelo de la planta es conectada al sistema a controlar. La señal de referencia se conecta a la entrada del mismo nombre.

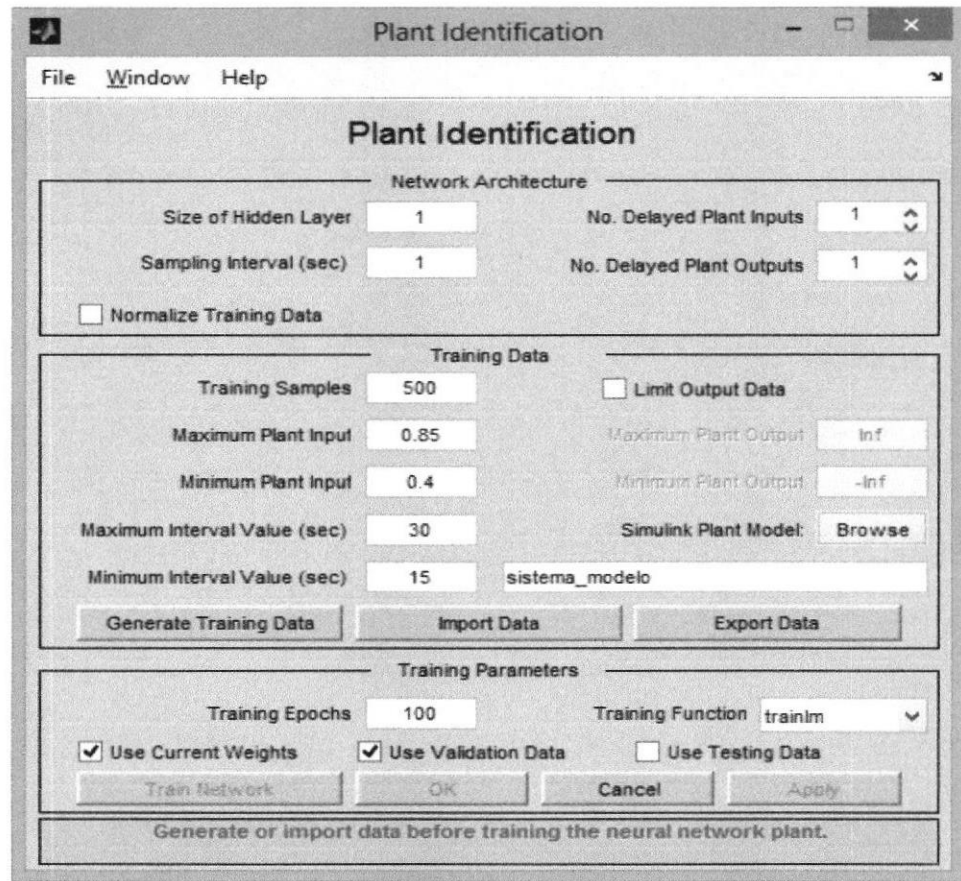
Para configurar el Controlador Predictivo Neuronal, tal como se muestra en la figura 4.5 se tomaron las siguientes consideraciones:

- Costo del Horizonte = 4, (horizonte de predicción) número de pasos de tiempo durante el cual se reducen al mínimo los errores de predicción.
- Horizonte de Control = 2, número de pasos de tiempo durante el cual se reducen al mínimo los incrementos de control.
- Factor de peso del control = 0.05, El valor  $p$  determina la contribución que la suma de los cuadrados de los incrementos de control tiene sobre el índice de funcionamiento.
- `csrchbac`: función unidimensional de minimización que usa el método de backtracking para el controlador NN Predictive Controller.
- Parámetro de búsqueda ( $\alpha$ ) = 0.001, este parámetro se utiliza para controlar la optimización y determina en cuanto se requiere reducir el desempeño para obtener una etapa de optimización exitosa.
- Iteraciones por tiempo de muestreo = 2, número de iteraciones del algoritmo de optimización.



**Figura 4.5: Configuración del Control Predictivo basado en Red Neuronal**

Una vez configurado los parámetros para el Control Predictivo Neuronal se procede a configurar los parámetros para la identificación de la planta, tal como se muestra en la figura 4.6.



**Plant Identification**

File Window Help

**Plant Identification**

**Network Architecture**

Size of Hidden Layer: 1

Sampling Interval (sec): 1

No. Delayed Plant Inputs: 1

No. Delayed Plant Outputs: 1

Normalize Training Data

**Training Data**

Training Samples: 500

Maximum Plant Input: 0.85

Minimum Plant Input: 0.4

Maximum Interval Value (sec): 30

Minimum Interval Value (sec): 15

Limit Output Data

Maximum Plant Output: Inf

Minimum Plant Output: -Inf

Simulink Plant Model: sistema\_modelo

Generate Training Data Import Data Export Data

**Training Parameters**

Training Epochs: 100

Training Function: trainlm

Use Current Weights

Use Validation Data

Use Testing Data

Train Network OK Cancel Apply

Generate or import data before training the neural network plant.

**Figura 4.6: Configuración para la identificación de la planta.**

Dónde:

Intervalo de muestreo = 1, intervalo en el que el programa recolecta los datos de la planta modelo de Simulink.

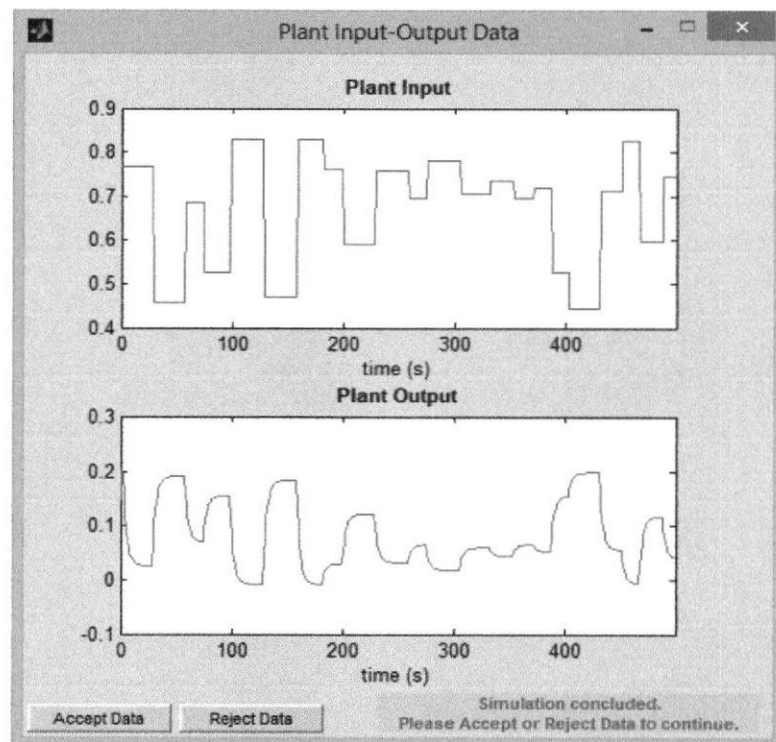
Muestreo de entrenamiento = 500, número de puntos generados para validar el entrenamiento.

Entrada de la planta máxima = 0.85, valor máximo de la entrada del sistema.

Entrada de la planta mínima = 0.4, valor mínimo de la entrada del sistema.

Se debe seleccionar el archivo de la planta modelo correspondiente y adicional en el Workspace seleccionar la ruta correspondiente al archivo del modelo de la planta. Para la red neuronal:

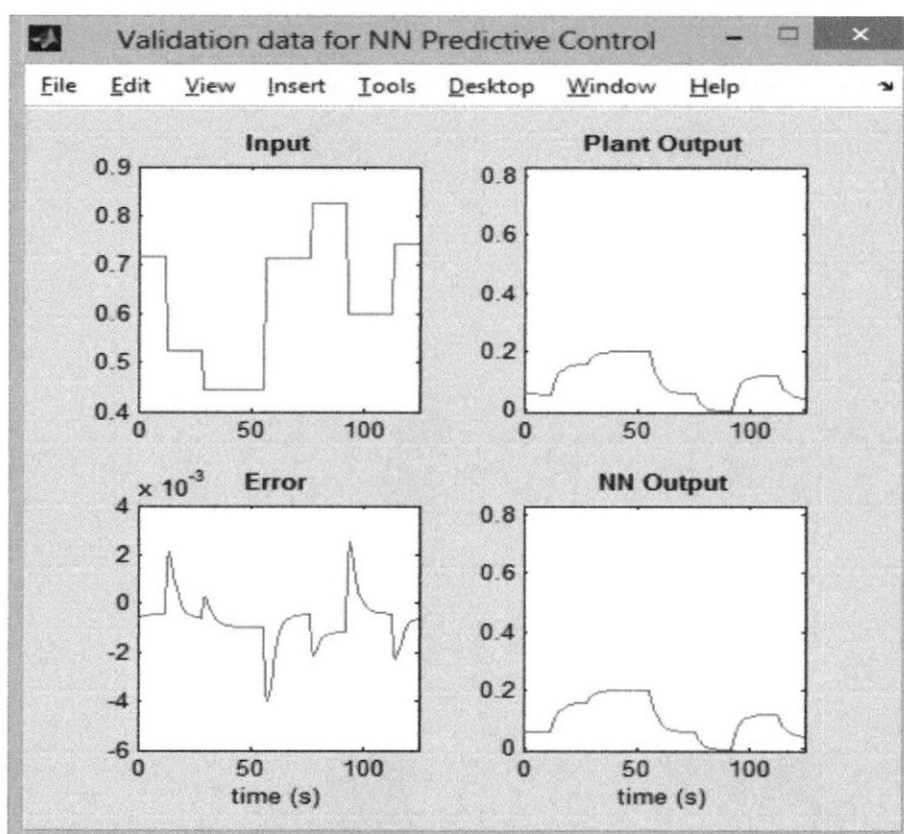
Tamaño de la capa oculta = 1, número de neuronas en la primera capa de la red modelo de la planta.



**Figura 4.7: Curvas de entrada y salida de la planta para la identificación del sistema válvula – tanques.**



La figura 4.7, muestra las curvas de entrada y salida del sistema del identificado. Posteriormente se procede al entrenamiento de la señal debido a que el control es predictivo basado en redes neuronales. Una vez realizada la identificación y el entrenamiento del sistema se procede a la validación de datos.

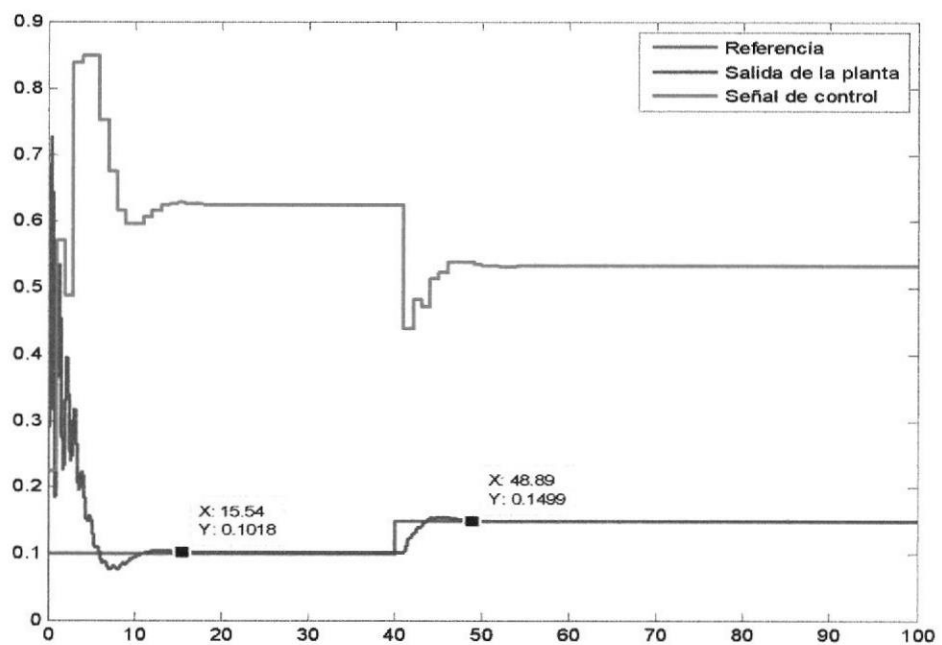


**Figura 4.8: Curvas de entrada y salida de la planta, salida de la red neuronal y el error obtenido en la validación de datos.**

En la figura 4.8 se muestra la validación de la red neuronal que modela el comportamiento de la planta y realizará la predicción en el control predictivo neuronal. Como se observa la señal de la red neuronal es

similar a la señal de salida de la planta y el error no supera en valor absoluto los 0.004 m.

Posteriormente se procede a evaluar el control predictivo neuronal en el sistema válvula – tanques obteniendo el funcionamiento mostrado en la figura 4.9:



**Figura 4.9: Curvas de referencia, salida de la planta y señal de control.**

En la figura 4.9, la curva verde muestra el comportamiento a través del tiempo de la señal de salida de la planta, la curva azul muestra la señal de referencia de la planta y la curva roja muestra la señal de control de la válvula ( $C_v$ ) en este caso la apertura y cierre de la válvula.

El controlador predictivo neuronal diseñado funciona correctamente. Esto es evidente del desarrollo de la respuesta de la planta. Inicialmente se tiene un valor de referencia de 0.1 el cual se logra rápidamente a los 15 segundos.

Un cambio posterior en la referencia a los 40 segundos de iniciada la simulación se establece a los 8.89 segundos de iniciado el cambio en el punto de operación. Evidentemente el controlador predictivo neuronal quedó diseñado.

## **CAPÍTULO 5.**

### **5. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS POR SIMULACIÓN**

#### **5.1 Diseño de pruebas**

##### **5.1.1 Necesidad de establecer las pruebas que validen las ideas de funcionamiento del detector de fallos**

Previo a la verificación de los resultados del detector de fallos, se deben validar los modelos matemáticos de la válvula de DAMADICS con y sin fallos y su porcentaje de incidencia identificados en el capítulo 3, representen adecuadamente el comportamiento de la válvula, debido a que el detector de fallos y controlador utilizan estos modelos para todas las simulaciones del presente trabajo de titulación. Esta validación se la realizará ingresando una señal PRBS a la válvula de DAMADICS y al

modelo seleccionado, obteniendo de ambos la salida del Flujo para ser comparadas.

Una vez validados los modelos de la válvula y su porcentaje de incidencia, se deberá proceder a validar el funcionamiento del detector de fallos construido, pues a su salida se especificará qué tipo de fallo está sucediendo en un momento determinado y en caso de estar conectado a un SCADA enviaría la señal de alarma, que permitiría a los operadores encargados de monitorear el proceso, analizar la información y tomar las acciones que estimen pertinentes en función del tipo de fallo.

Esta validación se realizará introduciendo una señal PRBS o un paso escalón y el tipo de fallo con su porcentaje de incidencia al modelo de la válvula; con esto el detector de fallos estimará el tipo de fallo presente y emitirá una señal de alarma.

Por tanto es de imperiosa necesidad la validación de los modelos de la válvula de DAMADICS, así como del bloque de detección y aislamiento del fallo, debido a que estas validaciones permiten darle el sustento adecuado al desarrollo del presente trabajo de titulación.

### 5.1.2 Selección de los fallos y los porcentajes que mejor representen los fallos seleccionados de DAMADICS

Luego de analizar todos los fallos de la válvula de DAMADICS se seleccionaron los siguientes:

- Fallo 1: Obstrucción de la válvula
- Fallo 2: Sedimentación en el asentamiento de la válvula.
- Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula.

El fallo 1 fue seleccionado debido a que es un fallo no controlable en el cual la válvula deja de responder a la señal de entrada y se queda en un mismo nivel de apertura como se puede apreciar en la figura 5.1. En este caso el bloque del detector y asilamiento de fallos, emitirá una señal de alerta que indique que se debe detener el proceso.

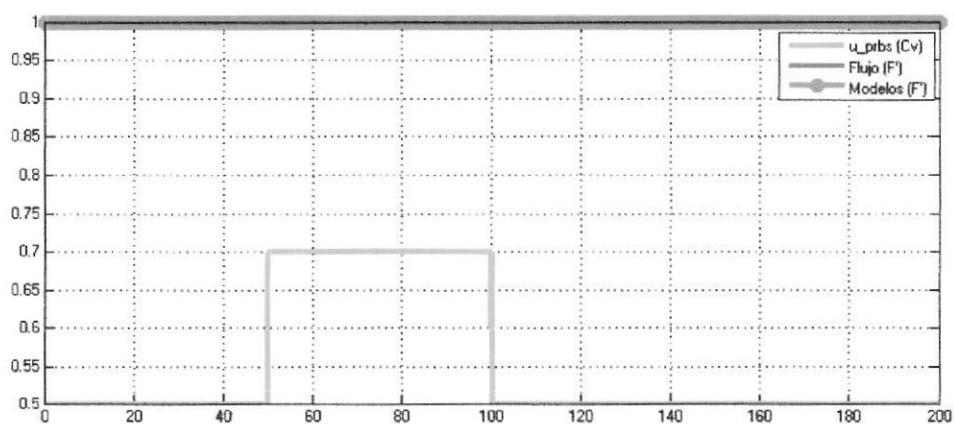
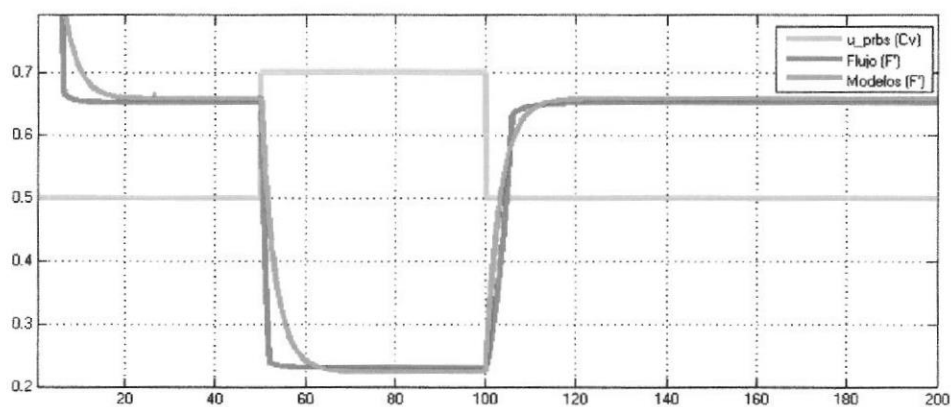


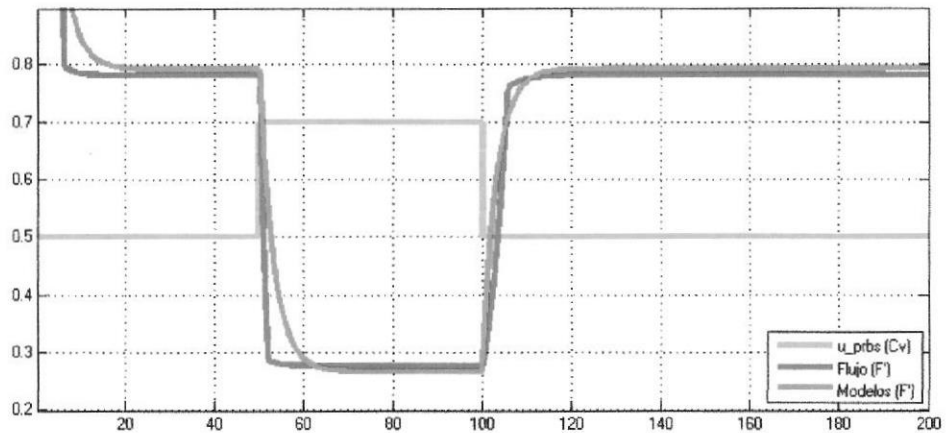
Figura 5.1: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 1.

La figura 5.1 permite comprobar que el bloque de Modelos de DAMADICS representa adecuadamente el fallo 1, pues su señal se superpone con la salida de la válvula de DAMADICS y además se puede apreciar que a pesar de que la señal de entrada ( $u_{prbs}$ ) intenta aumentar o disminuir el flujo, éste permanece constante en 1 para ambos.

Los fallos 2 y 3 fueron seleccionados debido a que son fallos que se pueden controlar y a que ambos intervienen sobre el flujo de la salida de la válvula, ocasionando una disminución y aumento del flujo respectivamente. Para el caso del fallo 2 al 10% la figura 5.2 permite apreciar como las señales de la salida de la válvula de DAMADICS y la del modelo propuesto tienen prácticamente el mismo comportamiento y ganancia; de igual manera sucede con el fallo 3 en la figura 5.3.



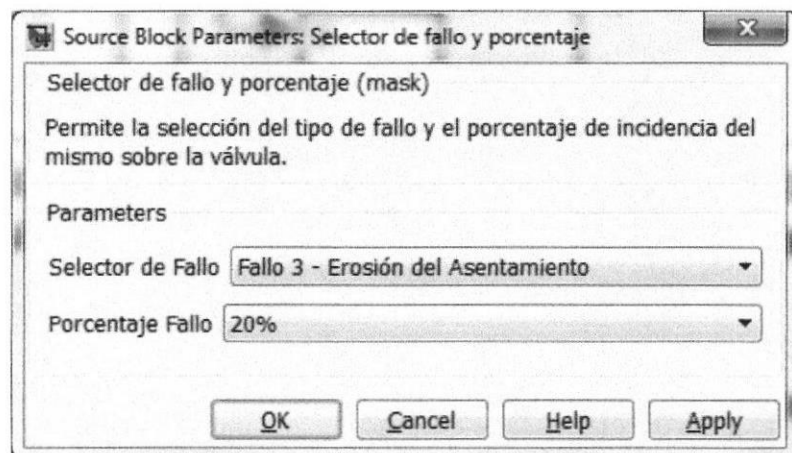
**Figura 5.2: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 2, al 10%.**



**Figura 5.3: Flujo de salida de DAMADICS y del Modelo con Fallo 3, al 10%.**

### 5.1.3 Funcionamiento de la detección y aislamiento de los fallos

Para probar el detector y aislamiento de fallos (deteccion\_fallos.mdl), primero se debe seleccionar el tipo de fallo y su porcentaje de incidencia en la ganancia de la válvula, esto se realiza en el bloque selector de fallo y porcentaje, como se muestra en la figura 5.4.



**Figura 5.4: Selector del fallo y porcentaje**



Luego se inicia la simulación con el tiempo que se estime conveniente, el resultado de la evaluación de los 3 métodos identificación de parámetros, observador de estados y red neuronal se presenta como un mensaje en el workspace cada 15 segundos, como se puede apreciar en la figura 5.5.

```

MATLAB R2012a
File Edit Debug Parallel Desktop Window Help
Current Folder: C:\Users\Jose\Documents\Maestria\Tesis\Mir
Shortcuts How to Add What's New
Command Window
Current Folder
Red Neuronal - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Parámetro - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
Observador - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 20% y 25% aproximadamente
-----
Red Neuronal - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Parámetro - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
Observador - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
-----
Red Neuronal - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Parámetro - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 20% y 25% aproximadamente
Observador - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
-----
Red Neuronal - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Parámetro - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
Observador - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula
Entre el 15% y 20% aproximadamente
Start Ready

```

**Figura 5.5: Resultados de la detección y aislamiento de los fallos.**

## **5.2 Análisis de los resultados por simulación**

### **5.2.1 Simulación de pruebas y verificación de resultados de detección de fallos según la frecuencia de correcta detección del fallo**

En el capítulo 3 se muestran los resultados de cada una de las técnicas seleccionadas para la detección y aislamiento de los fallos para la válvula de DAMADICS, y se pudo determinar que las 3 técnicas empleadas, Estimación de Parámetros, Observador de Estados y Redes Neuronales, funcionan correctamente para la señal ingresada  $u_{prbs}$ , es decir podemos emplear cualquiera de las mencionadas para la detección de fallo.

Adicional se realizó la experimentación para dos señales, una señal de apertura de la válvula y otra de cierre ambas STEP (paso), encontrando que el Observador de Estado fallaba al momento de enviar este tipo de señal de apertura, porque no detectaba la falla o la detectaba pero estableciendo otras condiciones.

Sin embargo corroborando la información con los estados reales se mantenía la tendencia (ver tablas), es decir el observador de estado funciona correctamente sin embargo se debe cambiar los rangos establecidos para una buena detección.

Modificar los rangos para la detección y aislamiento de fallos es una tarea exhaustiva debido a que se debe adicional probar para todo los tipos de señales de entrada posibles, como por ejemplo señal rampa, exponencial, entre otros. Como se evidencia en las tablas al momento de variar la señal de entrada los estados se modifican tomando valores que pueden estar dentro de los rangos establecidos de no fallo para otra entrada.

TIPO DE FALLA	ESTADOS EN t= 15 seg				
SIN FALLA	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	-0.0073	-0.1231	-0.0068	-0.1243	
FALLA 1	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	0	0	0.000525	-1.20E-03	
FALLA 2	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	5%	-0.0072	-0.1225	-0.0067	-0.1237
	10%	-0.0068	-0.1148	-0.0063	-0.116
	15%	-0.0064	-0.1075	-0.0058	-0.1087
	20%	-0.006	-0.1008	-0.0054	-0.102
	25%	-0.0057	-0.0956	-0.0051	-0.0968
	30%	-0.0884	-0.0052	-0.0047	-0.0896
FALLA 3	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2	
	5%	-0.0075	-0.1262	-0.0069	-0.1274
	10%	-0.0082	-0.139	-0.0077	-0.1402
	15%	-0.0085	-0.1436	-0.008	-0.1448
	20%	-0.0088	-0.1484	-0.0083	-0.1496
	25%	-0.0091	-0.1534	-0.0086	-0.1546
	30%	-0.0094	-0.1586	-0.0089	-0.1598

**Tabla 5: Valores del estado real y del observador inyectando unaseñal paso de cierre de válvula.**

TIPO DE FALLA	ESTADOS EN t= 15 seg			
	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2
<b>SIN FALLA</b>	-0.0052	-0.0879	-0.0047	-0.0891
<b>FALLA 1</b>	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2
	0	0	0.0005249	-1.20E-03
<b>FALLA 2</b>	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2
5%	-0.0052	-0.0875	-0.0047	-0.0887
10%	-0.0049	-0.082	-0.0043	-0.0832
15%	-0.0045	-0.0768	-0.004	-0.078
20%	-0.0043	-0.072	-0.0037	-0.0732
25%	-0.004	-0.0683	-0.0035	-0.0695
30%	-0.0037	-0.0631	-0.0032	-0.0643
<b>FALLA 3</b>	xe_1	xe_2	xe_obs1	xe_obs2
5%	-0.0053	-0.0901	-0.0048	-0.0913
10%	-0.0059	-0.0993	-0.0054	-0.1005
15%	-0.0061	-0.1026	-0.0055	-0.1038
20%	-0.0063	-0.106	-0.0057	-0.1072
25%	-0.0065	-0.1096	-0.006	-0.1108
30%	-0.0067	-0.1133	-0.0062	-0.1145

**Tabla 6: Valores del estado real y del observador inyectando una señal paso de apertura de válvula.**

Para el caso particular del presente proyecto se tomó la señal de entrada  $u_{prbs}$  y la señal del tipo paso escalón de cierre de válvula para lo cual el observador funciona correctamente. Por otra parte se evidenció un funcionamiento anormal en los linderos empleando los detectores de fallo por estimación de parámetros y observador de estado.

Es decir ambos funcionan sin anomalía para valores de no fallo y para fallos con porcentaje de afectación mayor al 10 % sin embargo para

fallas con porcentaje de afectación del 5% al 10 %, tanto la técnica de estimación de parámetros y observador de estado en ocasiones la detectan bien y en otras no, esto depende del número establecido de muestras.

A continuación se muestra el porcentaje de efectividad obtenido mediante una prueba de 150 segundos.

TIPO FALLO	% EFICIENCIA (n/10)					
	PARÁMETROS		OBSERVADOR		NEURONAL	
SIN FALLA	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE
		100	100	0	100	100
FALLO 1	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE
	100	100	100	100	100	100
FALLO 2	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE
	5%	100	100	0	100	100
	10%	70	70	100	80	100
	15%	100	100	100	100	100
	30%	100	100	100	100	100
FALLO 3	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE	APERTURA	CIERRE
	5%	100	100	0	100	100
	10%	70	80	0	20	90
	15%	100	100	0	100	100
	30%	100	100	0	100	80

**Tabla 7: Eficiencia de los detectores de fallos.**

Como se puede observar en la Tabla 7 todos los detectores proporcionan una frecuencia máxima de detección de no fallo y de detección correcta del FALLO 1. Para el FALLO 2 el detector por

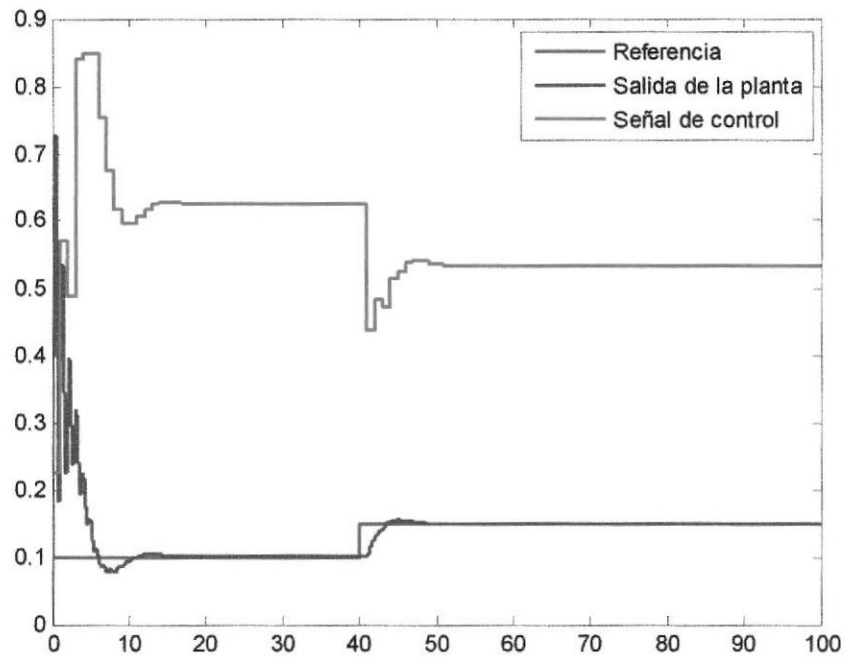
estimación de parámetros proporciona una frecuencia de detección correcta del fallo de 0.7 en ambos casos y el detector empleando observador tiene una frecuencia de detección correcta del fallo de 0.8 en el cierre con el 10% de porcentaje de afectación. El detector por redes neuronales de base radial presenta una frecuencia de detección correcta máxima en todos los valores de porcentaje de afectación.

En el caso cuando se simula el Fallo 3 el detector que presenta el peor comportamiento es el detector empleando observador (0.2 de frecuencia de detección) en el caso cuando el porcentaje es de 10% al cierre. En general el detector con mayor eficiencia en cada uno de los rangos definidos en la experimentación es el detector de Red Neuronal. Cabe indicar que se aceptó, de manera inicial, para cada uno de los detectores de fallos que una falla al 5% no debe ser considerada como tal sino como condición normal de operación o rango de tolerancia.

### **5.2.2 Verificación de la robustez del controlador predictivo neuronal**

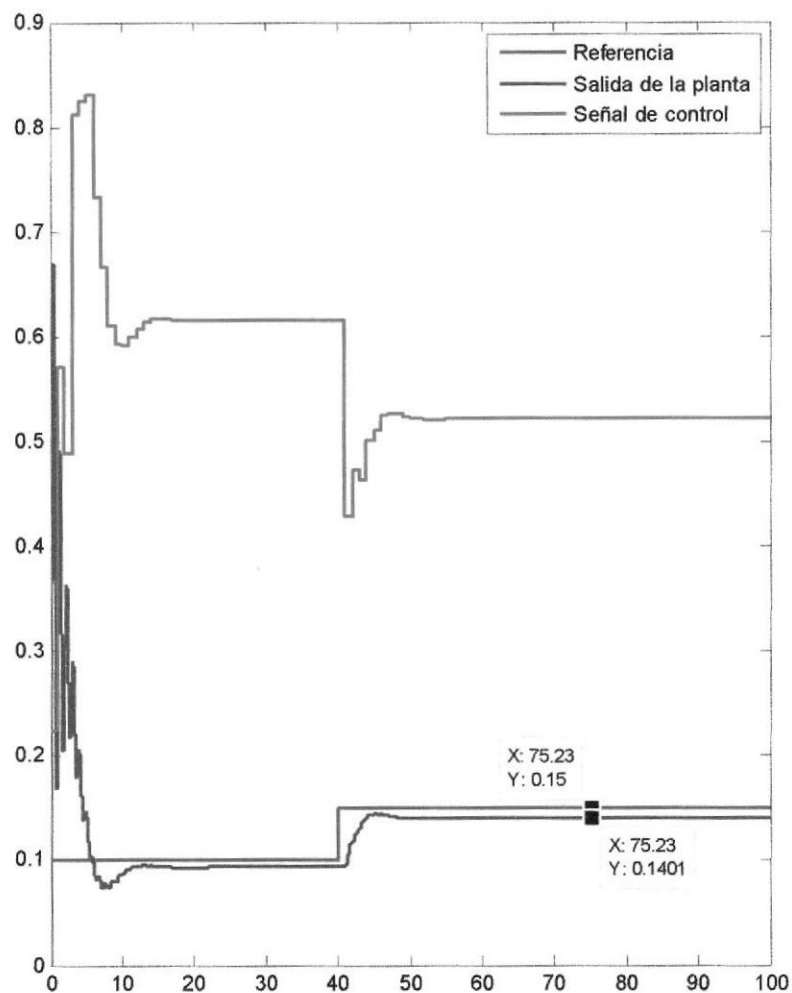
Para verificar la robustez del controlador en presencia de fallos se realiza la corrida de varias simulaciones cada una con un valor de fallo diferente, de manera que se pueda comprobar que el desempeño del controlador proporcione una regulación al valor de referencia con un

pequeño error ya que la válvula de control durante el fallo ha variado su ganancia o sea el control está degradado.



**Figura 5.6: Trabajo del sistema de control predictivo sin fallo.**

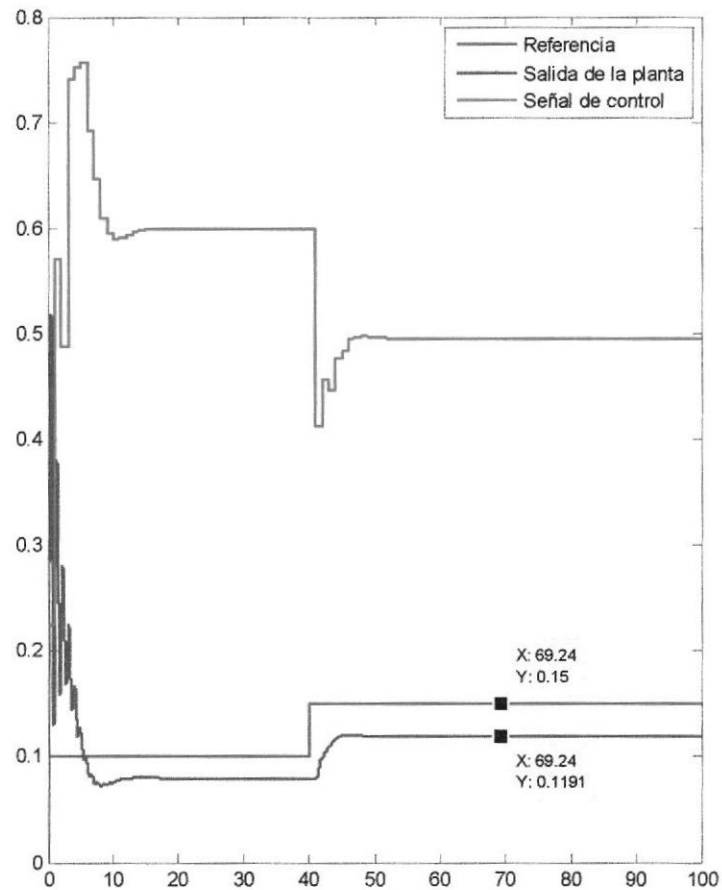
En la figura 5.6 se muestra el resultado de simular el diagrama sistema\_predictivo en el cual se han diseñado la planta no lineal, el controlador predictivo neuronal y la detección de fallos. Como se observa, el sistema a lazo cerrado sigue la referencia antes y después del cambio como un paso escalón de amplitud 0.05. En la figura 5.7 se muestra el resultado de simular el diagrama mencionado con el fallo 2 "Sedimentación del asentamiento con un porcentaje del 10%".



**Figura 5.7: Resultado de simular el diagrama mencionado con el Fallo 2 “Sedimentación del asentamiento con un porcentaje del 10%”.**

El error que comete el sistema con el controlador diseñado es de 0.0099 m por defecto. En la figura 5.8, se observa nuevamente el desempeño del controlador predictivo neuronal con el mismo fallo pero ahora al 30%.

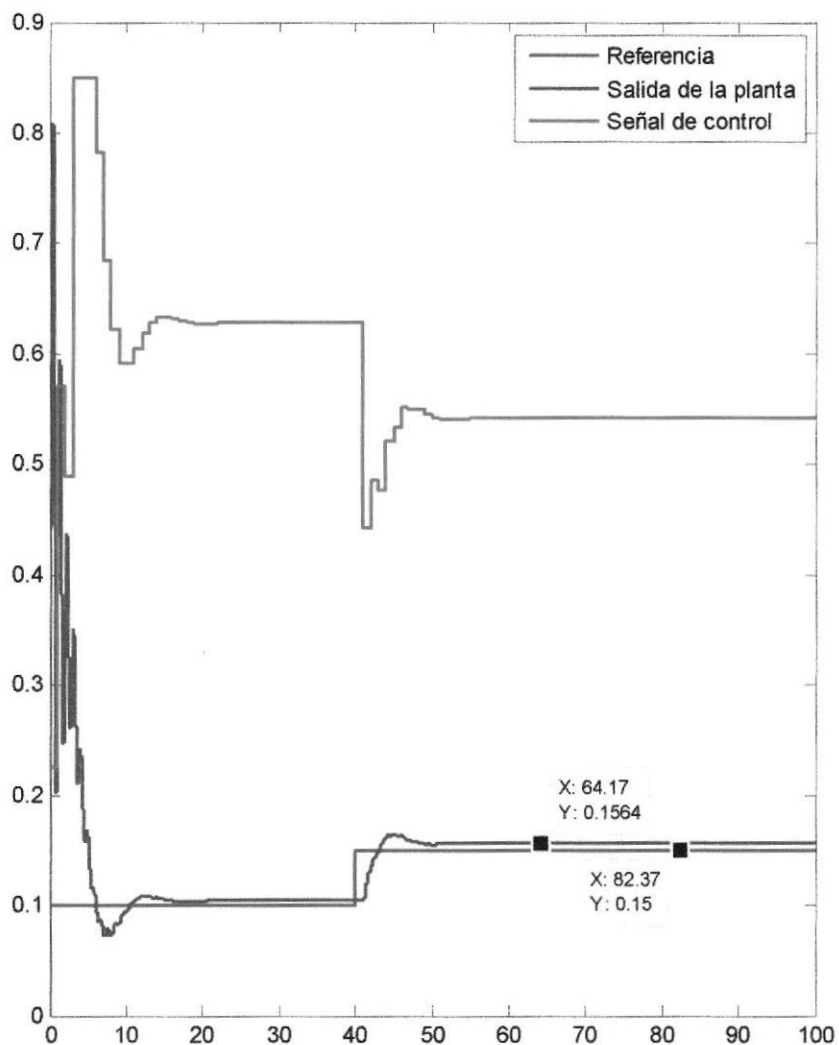




**Figura 5.8: Resultado de simular el diagrama mencionado con el Fallo 2 “Sedimentación del asentamiento con un porcentaje del 30%”.**

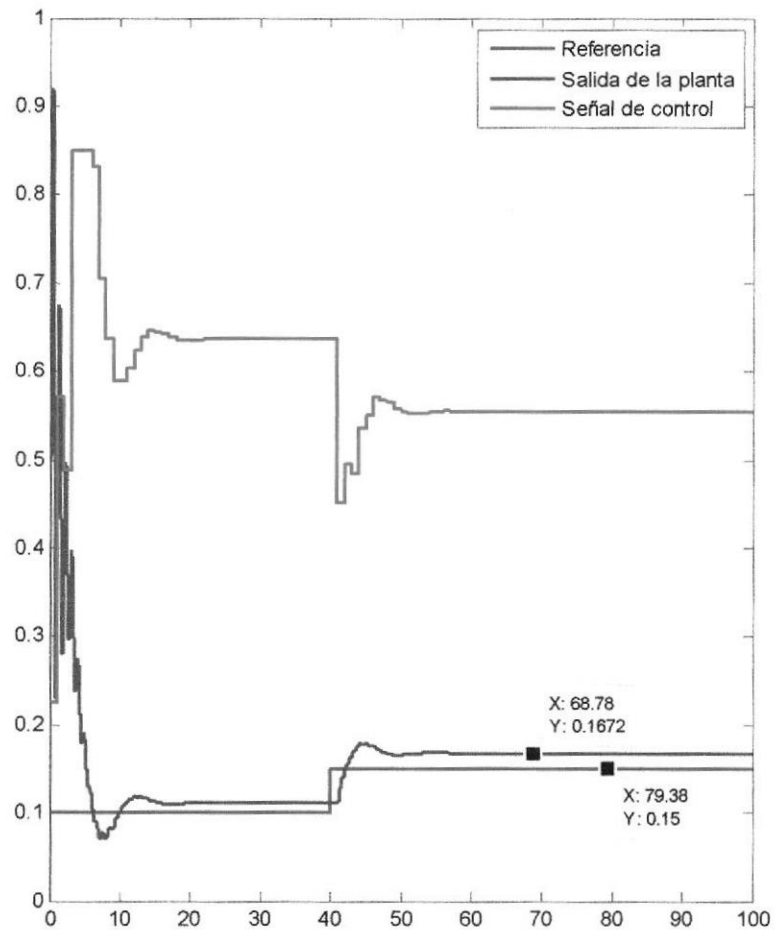
El sistema a lazo cerrado sigue la referencia antes y después del cambio, sin embargo al cambiar la referencia se pone de manifiesto un error en el estado estacionario de 0.0309 m, lo que representa un aumento de 3.12 veces respecto del error anterior. Para el fallo 3 se hace la misma prueba de simulación, con el 10% y después con el 30%.

El resultado de simular el fallo 3 con el 10% y de controlar el nivel de líquido en el segundo tanque se muestra en la figura 5.9. Como se observa el error cometido por el sistema a lazo cerrado es ahora de 0.064 por exceso.



**Figura 5.9: Resultado de simular el fallo 3 al 10% y controlar el nivel de líquido en el segundo tanque.**

El error de establecimiento es de 0.0064 metros. En la figura 5.10 se muestra el resultado de simular el fallo 3 al 30%. La nueva simulación, con fallo 3 al 30%, se muestra en la figura 5.5. Como resultado el error es de 0.0172 metros.



**Figura 5.10: Restablecimiento del nivel en el tanque a pesar de haber ocurrido el fallo 3 con un 30%**

El sistema a lazo cerrado sigue la referencia antes y después del cambio, sin embargo al cambiar la referencia se pone de manifiesto un

error en el estado estacionario de 0.0309 m, lo que representa un aumento de 2.6875 veces respecto del error anterior.

### 5.3 Generalización de los resultados

La evaluación de la tolerancia a los fallos es un campo de investigación que aún no se ha desarrollado en su totalidad, o sea su desarrollo es aún incipiente [23]. El Trabajo de Titulación presenta algunos resultados preliminares donde se introducen varias medidas deterministas a partir de las cuales se determina la frecuencia con que los detectores de fallos descubren la presencia del fallo, o sea, la frecuencia de detección correcta del fallo. Es de notar que esta frecuencia de detección está influenciada por el porcentaje de incidencia del fallo. Esta incidencia refleja la gravedad del fallo simulado y está dada por el propio modelo de válvula de DAMADICS.

Por otro lado, considerando el control predictivo neuronal se puede afirmar que el mismo proporciona cierto grado de robustez del controlador ante el fallo lo cual hemos caracterizado mediante el error de restablecimiento del valor de referencia después del fallo. Queda comprobada la influencia de la magnitud del valor de referencia sobre el error que comete el controlador predictivo neuronal al tratar de restablecer el desempeño en condiciones normales, o sea de trabajo sin fallo.

## CONCLUSIONES

1. Se estudió el estado del arte en la detección de fallos y en la reconfiguración del control en presencia de fallos.
2. Del proyecto DAMADICS se seleccionaron solo 3 fallos entre 19 fallos electromecánicos de la válvula de control.
3. Se diseñaron: un detector de fallos por estimación de parámetros, un observador de estados y un detector empleando redes neuronales de base radial para la Detección y Aislamiento de los Fallos en el problema de referencia que proporciona el Proyecto DAMADICS. Este último detector mostró las mejores prestaciones en la detección de los fallos.
4. Se realizó la comparación entre los detectores diseñados solo para dos fallos significativos para el control, que son los fallos por Sedimentación y Erosión del Asentamiento, los mismos que permiten la manipulación del flujo por la válvula de control.
5. Se diseñó un controlador predictivo neuronal robusto ante los dos fallos seleccionados del actuador (Sedimentación y Erosión del Asentamiento), para los cuales es posible realizar el control con exigencias degradadas a la exactitud del desempeño.

## RECOMENDACIONES

1. Estudiar detenidamente los restantes 16 fallos que proporciona DAMADICS con el objetivo de verificar las bondades de los detectores de fallos diseñados y definir cuáles de estos fallos permiten aun la manipulación del flujo.
2. Con el objetivo de constatar la presencia de fallos en desarrollo se recomienda dividir las zonas delimitadas por las campanas de Gauss en sub zonas definidas por los porcentos del 10 hasta el 30% de manera tal que la presencia del fallo en esas zonas indique el desarrollo de un fallo paulatino y esa información pueda ser empleada para determinar la necesidad del mantenimiento a la válvula de control.
3. La recomendación anterior no solo refleja una necesidad académica sino además una necesidad desde los puntos de vista prácticos de la ingeniería de control.
4. Desarrollar un controlador predictivo neuronal mediante códigos de MATLAB ® que permita realizar cambios de los parámetros del controlador predictivo ( $N1$ ,  $N2$ ,  $Nu$ ,  $\lambda$ ) de manera adaptativa para una mejor adaptación a los fallos de los actuadores.
5. Extender el trabajo de detección de fallos y de diseño de controladores predictivos neuronales a los sistemas MIMO.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] Angeli, C. and Chatzinikolaou, A. On-Line Fault Detection Techniques for Technical Systems: A Survey. *International Journal of Computer Science & Applications* © Vol. I, No. 1, pp. 12-30. 2004
- [2] Tudoroiu, N. and Zaheeruddin, M. Fault Detection and Diagnosis of the Valve Actuators in HVAC Systems, Using Frequency Analysis. *IEEE* 2005
- [3] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin K. and Kavuri, S. N. A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods. *Computers and Chemical Engineering*. No. 27. 2003a
- [4] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N., A review of process fault detection and diagnosis Part II: Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering*. No. 27. 2003b
- [5] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N., Yin K. A review of process fault detection and diagnosis Part III: Process history based methods. *Computers and Chemical Engineering*. No. 27. 2003c
- [6] Fan, J. Y., Nikolaou, M., & White, R. E. An approach to fault diagnosis of chemical processes via neural networks. *American Institute of Chemical Engineers Journal* 39 (1), 82-88. 1993
- [7] Farrell, A. E., and Roat, S. D. Framework for enhancing fault diagnosis capabilities of artificial neural networks. *Computers and Chemical Engineering* 18 (7), 613/635. 1994
- [8] Tsai, C. S., & Chang, C. T. Dynamic process diagnosis via integrated neural networks. *Computers and Chemical Engineering* 19, S747-S752. 1995

- [9] Kowal, M., Korbicz, J. Fault Detection under Fuzzy Model Uncertainty. *International Journal of Automation and Computing* 04(2), 2007
- [10] Ding, S. X. *Model-based Fault Diagnosis Techniques. Design Schemes, Algorithms, and Tools* 2008 Springer-Verlag Berlin Heidelberg
- [11] Isermann, R. Process Fault Detection Based on Modeling and Estimation Methods. A Survey. *Automatica*. Vol. 20. No. 4. 1984
- [12] Stoustrup J., Grimble, M.J. and Niemann H. Design of integrated systems for the control and detection of actuator/sensor faults. Vol.17 No. 2. 1997. pp. 138–149 © MCB UniversityPress. ISSN 0260 2288
- [13] Isermann, R. On Fuzzy Logic Applications for Automatic Control, Supervision and Fault Diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, Vol. 28, No. 2, march 1998
- [14] PinTan, C., Edwards, C. Sliding mode observers for detection and reconstruction of sensor faults. *Automatica* 38 1815 – 1821 [www.elsevier.com/locate/automatica](http://www.elsevier.com/locate/automatica) Control and Instrumentation Group, Department of Engineering, University of Leicester, Leicester, LE1 7RH, UK 2002
- [15] Harris, T.J., C.T. Seppala, and L.D. Desborough: A Review of Performance Monitoring and Assessment Techniques for Univariate and Multivariate Control Systems, *Journal of Process Control*, 9, 1/17 1999.
- [16] Zhang, Y. and Jiang, J. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems. *Annual Reviews in Control* 32 (2008) 229–252
- [17] Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J. and Staroswiecki. M. *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Third Edition. ISBN 978-3-662-47942-1. 2016



- [18] Noura, H., Theilliol, D., Ponsart, J.C., and Chamseddine, A. *Fault-tolerant Control*. Springer-Verlag London Limited 2009
- [19] Noura, H. D. Sauter, F. Hamelin, and D. Theilliol. *Fault-tolerant control in dynamic systems: application to a winding machine*. *IEEE Control Systems Magazine*, 20(1):33–49, 2000.
- [20] Zhang, Y. and Jiang, J. *Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems*. *Annual Reviews in Control* 32. 229–252. 2008
- [21] Theilliol, D., Noura, H. and Ponsart, J.-C. *Fault diagnosis and accommodation of a three-tank-system based on analytical redundancy*. *ISA Transactions*, 41(3):365–382, 2002.
- [22] Gao, Z and Antsaklis, P. J. *Reconfigurable control system design via perfect model following*. *International Journal of Control*, 56(4):783–798, 1992.
- [23] Jiang, J. and Zhang, Y. *Accepting Performance Degradation in Fault-Tolerant Control System Design*. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 14 (2), 284–292. 2006
- [24] Puig, V. *Fault diagnosis and fault tolerant control using set-membership approaches: Application to real case studies*. *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.* 2010, 20, 619–635.
- [25] Staroswiecki, M. *On Fault Handling in Control Systems*. *International Journal of control, Automation and Systems*, vol. 6, no. 3, pp. 296-305, June 2008
- [26] Aguado, A. B. y Martínez, M. I. *Identificación y Control Automático*. Prentice Hall. 2003. ISBN: 84-205-3570-2
- [27] Ljung, L. *System Identification. Theory for the User*. Second Edition. Prentice Hall PTR. 1999

- [28] Smith, C. A. and Corripio, A. B. Principles and Practice of Automatic Process Control. Second Edition. John Wiley & Sons, Inc. 1997
- [29] Zhang, Y .M. and Jiang, J. Active fault-tolerant control system against partial actuator failures. IEEE Proceedings online. 2002
- [30] DeKeyser, R. MSc-PhD course: Industrial Control Engineering ESPOL - FIEC – Guayaquil – October 2014
- [31] Maciejowski, J. M. Predictive Control with Constraints. Prentice Hall. 2000
- [32] Camacho, E. F., Álamo, T. and Muñoz de la Peña, D. Fault-tolerant model predictive control. IEEE Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), 2010
- [33] Camacho, E. and Bordons, C. Model Predictive Control. Springer-Verlag, 2004
- [34] Goodwin, G. C. Serón, M. M. and De Doná, J. A. Constrained control and estimation: an optimization approach. Springer, New York, 2005.
- [35] Isasi, P. V. y Galván, I. L. Redes de Neuronas artificiales. Un enfoque Práctico. Pearson Education. 2004
- [36] Moromenacho, E. O. Rosero, C. Z. y Bravo, Y. L. Control Predictivo en Tanques Acoplados. Tesis. 2015

## ANEXO 1

## ANEXO CAPÍTULO III

```

%=====
%Programa que permite detectar y aislar el fallo para la técnica de
%identificación de parámetros y observador de estados
%=====

function [delta] = identdetector(u)
%función para estimar las diferencias entre dos valores sucesivos de los
%parámetros estimados del modelo de primer orden

%=====
global cont
%=====
fac_olv = 0.95;
ymod = u(1);    %valor actual de medicion de la salida del modelo
spers = u(2);   %valor actual de entrada al modelo
xe_obs = u(15); %valor actual del estado obtenido por el observador
%=====
%lectura de la memoria
yant = u(3);    %mem(1)
vant = u(4);    %mem(2)
cont = u(5);    %mem(3) valor de inicio debe ser 0
b1ant = u(6);   %mem(4)
a1ant = u(7);   %mem(5)
c11 = u(8);     %mem(6) valor de inicio 100
c12 = u(9);     %mem(7) valor de inicio 0
c21 = u(10);    %mem(8) valor de inicio 0
c22 = u(11);    %mem(9) valor de inicio 100
p1 = u(12);     %mem(10) valor de inicio 0.1
p2 = u(13);     %mem(11) valor de inicio 0.1
xe_obs_ant = u(14); %mem(11) valor anterior del estado obtenido por el
observador
%=====
% formacion matriz C y Pest
C=[c11 c12;c21 c22];
Pest=[p1;p2];
%=====
%algoritmo del metodo recursivo RLS

z=[vant;yant];%1 columna de 2 elementos
G=C*z;

```

```

M=G*G';
alfa=fac_olv+z'*G;
Eest=yomod-(Pest'*z);
Pest=Pest+(1/alfa)*G*Eest;%matriz columna de 2 elementos
b1=Pest'*[1 0]';
a1=Pest'*[0 1]';
db=b1-b1ant;
da=a1-a1ant;
%=====
%datos para la actualización
yant=yomod;
vant=spers;
C=(C-M/alfa)/fac_olv;
Pest=Pest;
c1=C(1);%nuevo valor de c11 para m(6)
c2=C(2);%nuevo valor de c21 para m(8)
c3=C(3);%nuevo valor de c12 para m(7)
c4=C(4);%nuevo valor de c22 para m(9)
p1=Pest(1);
p2=Pest(2);
cont=cont+1;

%condición que define el tamaño de la ventana de datos con los que se va a
trabajar,
%como el tiempo muestreo es de 0.1 s y la ventana es de 15 s, se establece
%el contador en 150 muestras que es el tamaño de la ventana.
if cont == 150
    b1 = b1/100;
    %disp(['a1_est: ',num2str(a1),' - b1_est: ',num2str(b1)])

    %condiciones que permiten determinar la existencia o no de un Fallo en
    %función de los parámetros de la función de transferencia a1 y b1.
    tipo_fallo_param = 0;
    if (b1 >= -0.0001) && (b1 <= 0.0001)
        tipo_fallo_param = 1;
        disp('Parámetro - Fallo 1: Obstrucción de la válvula')
    elseif (b1 >= -0.001737)
        tipo_fallo_param = 2;
        disp('Parámetro - Fallo 2: Sedimentación en el asentamiento de la
válvula')
        if (b1 >= -0.001737) && (b1 < -0.001627)
            disp('Entre el 10% y 15% aproximadamente')
        elseif (b1 >= -0.001627) && (b1 < -0.001525)
            disp('Entre el 15% y 20% aproximadamente')
        end
    end
end

```

```

elseif (b1 >= -0.001525) && (b1 < -0.001447)
    disp('Entre el 20% y 25% aproximadamente')
elseif (b1 >= -0.001447) && (b1 < -0.001337)
    disp('Entre el 25% y 30% aproximadamente')
elseif (b1 >= -0.001337)
    disp('Superior 30%')
end;
elseif (b1 <= -0.00209)
    tipo_fallo_param = 3;
    disp('Parámetro - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula')
    if (b1 <= -0.0024)
        disp('Superior al 30%')
    elseif (b1 > -0.0024) && (b1 <= -0.002321)
        disp('Entre el 25% y el 30% aproximadamente')
    elseif (b1 > -0.002321) && (b1 <= -0.002245)
        disp('Entre el 20% y 25% aproximadamente')
    elseif (b1 > -0.002245) && (b1 <= -0.002173)
        disp('Entre el 15% y 20% aproximadamente')
    elseif (b1 > -0.002173) && (b1 <= -0.00209)
        disp('Entre el 10% y 15% aproximadamente')
    end;
else
    disp('Parámetro - Sin Fallo')
end;

%condiciones que permiten determinar la existencia o no de un Fallo en
%función de los parámetros de la función de transferencia a1 y b1.
tipo_fallo_estado = 0;
if xe_obs_ant < xe_obs
    xe_obs = xe_obs_ant ;
end;

if (xe_obs >= -0.01) && (xe_obs <= 0.01)
    tipo_fallo_estado = 1;
    disp('Observador - Fallo 1: Obstrucción de la válvula')
elseif (xe_obs >= -0.116)
    tipo_fallo_estado = 2;
    disp('Observador - Fallo 2: Sedimentación en el asentamiento de la
válvula')
    if (xe_obs >= -0.116) && (xe_obs < -0.1087)
        disp('Entre el 10% y 15% aproximadamente')
    elseif (xe_obs >= -0.1087) && (xe_obs < -0.102)
        disp('Entre el 15% y 20% aproximadamente')
    elseif (xe_obs >= -0.102) && (xe_obs < -0.0968)

```

```

        disp('Entre el 20% y 25% aproximadamente')
    elseif (xe_obs >= -0.0968) && (xe_obs < -0.0896)
        disp('Entre el 25% y 30% aproximadamente')
    elseif (xe_obs >= -0.0896)
        disp('Superior 30%')
    end;
elseif (xe_obs <= -0.1402)
    tipo_fallo_estado = 3;
    disp('Observador - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula')
    if (xe_obs <= -0.1598)
        disp('Superior al 30%')
    elseif (xe_obs > -0.1598) && (xe_obs <= -0.1546)
        disp('Entre el 25% y el 30% aproximadamente')
    elseif (xe_obs > -0.1546) && (xe_obs <= -0.1496)
        disp('Entre el 20% y 25% aproximadamente')
    elseif (xe_obs > -0.1496) && (xe_obs <= -0.1448)
        disp('Entre el 15% y 20% aproximadamente')
    elseif (xe_obs > -0.1448) && (xe_obs <= -0.1402)
        disp('Entre el 10% y 15% aproximadamente')
    end;
else
    disp('Observador - Sin Fallo')
end;
disp('-----');
%Se inicializan todos las variables y memoria para el inicio de los
%nuevos datos de la ventana.
cont = 0;
b1 = 0;
db = 0;
a1 = 0;
da = 0;
mem(1)=0;
mem(2)=0;
mem(3)=0;
mem(4)=0;
mem(5)=0;
mem(6)=100;
mem(7)=0;
mem(8)=0;
mem(9)=100;
mem(10)=0.1;
mem(11)=0.1;
mem(12)=0;
else

```

```

%=====
%escritura en memoria con la asignacion de valores pasados a las 12
%localizaciones de memoria declaradas en el campo Initial value del
%bloque Data Store Memory
xe_obs_ant = xe_obs;
mem(1)=yant;
mem(2)=vant;
mem(3)=cont;
mem(4)=b1;
mem(5)=a1;
mem(6)=c1;
mem(7)=c3;
mem(8)=c2;
mem(9)=c4;
mem(10)=p1;
mem(11)=p2;
mem(12) = xe_obs_ant;
end
%=====
%salida de la funcion
delta=[b1 db a1 da mem cont];

%=====
%fin del programa
%=====

%=====
%Programa que permite detectar y aislar el fallo con la red neuronal de base
radial
%=====
function tipo_fallo_red = red_base_radial(u)
global cont3

%Patrón de entrada para ser evaluado
b1 = u(1)/100;
cont3 = u(2);

%Selecciona el tipo de fallo en función de la neurona que mayor valor de
%activación tubo.
cont3 = cont3 + 1;
if cont3 == 150
    %disp(b1);

```

```

%Centros de las funciones de la base radial
c0 = -0.001863;
c1 = 0;
c2 = -0.001525;
c3 = -0.002245;

%Amplitudes de las funciones de base radial
%se tomo 2/3 del ancho de la base de la campana
sigma0 = 0.000084;
sigma1 = 0.000133;
sigma2 = 0.000267;
sigma3 = 0.000198;

%Numeradores del exponente de las funciones de base radial
num0 = (b1 - c0)^2;
num1 = (b1 - c1)^2;
num2 = (b1 - c2)^2;
num3 = (b1 - c3)^2;

%Denominadores del exponente de las funciones de base radial
den0 = 2*sigma0^2;
den1 = 2*sigma1^2;
den2 = 2*sigma2^2;
den3 = 2*sigma3^2;

%Funciones de base radial, para activar las neuronas ocultas
exp0 = exp(-(num0/den0));
exp1 = exp(-(num1/den1));
exp2 = exp(-(num2/den2));
exp3 = exp(-(num3/den3));

%Funciones de salida de la base radial, para activar las neuronas de
%salida.
fallo0 = exp0*1 + exp1*0.01 + exp2*0.01 + exp3*0.01;
fallo1 = exp0*0.01 + exp1*1 + exp2*0.01 + exp3*0.01;
fallo2 = exp0*0.01 + exp1*0.01 + exp2*1 + exp3*0.01;
fallo3 = exp0*0.01 + exp1*0.01 + exp2*0.01 + exp3*1;
if fallo0 > 0.70
tipo_fallo_red = 0;
disp('Red Neuronal - Sin Fallo: Funcionamiento Normal')
elseif fallo1 >= 0.85
tipo_fallo_red = 1;
disp('Red Neuronal - Fallo 1: Obstrucción de la válvula')

```



```

elseif (fallo2 >= 0.70) && (fallo2 <= 1.2)
    tipo_fallo_red = 2;
    disp('Red Neuronal - Fallo 2: Sedimentación en el asentamiento de la
    válvula')
elseif (fallo3 >= 0.70) && (fallo3 <= 1.2)
    tipo_fallo_red = 3;
    disp('Red Neuronal - Fallo 3: Erosión en el asentamiento de la válvula')
else
    tipo_fallo_red = -1;
end;
else
    tipo_fallo_red = -1;
end;

```

```

%=====
%Programa que permite evaluar las ecuaciones de estados
%=====
function retorno=ecuacion_estados(u)
global cont1;
x1=u(1);
spers=u(2);
delta_b1 = u(3);
cont1 = u(4);

%si delta_b1 = -1 se seleccionó el fallo 1 obstrucción de la válvula por
%lo que se hace cero
if delta_b1 == -1
    v = 0; %para hacer cero el valor de b1 en caso de fallo 1
else
    v = 1;
end;

Ad = -0.9992;
Bd = v*100*(-0.001863+delta_b1);

if cont1 == 0
    x1 = 0;
    spers=0;
end;
x=Ad*x1+Bd*spers;
retorno = [x Bd];

```

```
%=====
%Programa que permite evaluar la salida de la ecuación de estado
%=====

function retorno=ecuacion_salida(u)
global cont2;
Cd=1;
x1=u(1);
e=u(2);

cont2 = u(3);
if cont2 == 0
    x1 = 0;
    e = 0;
end;
y=Cd*x1+0.01*e;

retorno = y;
```