



**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO**

**Desarrollo de modelo diferencial neurodifuso de hidrogenerador  
de la Central Agoyán para la sintonización de controlador PID  
lineal invariante en el tiempo y PID neurodifuso**

**JESÚS ALBERTO RODRÍGUEZ FLORES**

**Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo, presentado  
ante el Instituto de Posgrado y Educación Continua de la ESPOCH, como requisito  
parcial para la obtención del grado de:**

**MAGÍSTER EN MATEMÁTICA MODELACIÓN Y DOCENCIA**

**RIOBAMBA - ECUADOR**

**AGOSTO 2022**

© 2022, Jesús Alberto Rodríguez Flores

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento, siempre y cuando se reconozca el Derecho de Autor.



**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO**

EL TRIBUNAL DE TRABAJO DE TITULACIÓN CERTIFICA QUE:

El **Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo**, titulado Desarrollo de modelo diferencial neurodifuso de hidrogenerador de la Central Agoyán para la sintonización de controlador PID lineal invariante en el tiempo y PID neurodifuso, de responsabilidad del señor Jesús Alberto Rodríguez Flores ha sido prolijamente revisado y autorizada su presentación.

Dra. Lourdes Del Carmen Zúñiga Lema, Mag.

**PRESIDENTE**

Ing. Freddy Enrique Chávez Vásquez, Mag.

**DIRECTOR**

Dr. Jorge Vinicio Tuapanta Dacto, Mag.

**MIEMBRO**

Ing. Diego Fernando Veloz Cherrez, Mag.

**MIEMBRO**

LOURDES DEL CARMEN ZUNIGA LEMA Firmado digitalmente por LOURDES DEL CARMEN ZUNIGA LEMA  
Fecha: 2022.07.20 22:02:55 -05'00'

FIRMA



Firmado electrónicamente por:  
**FREDDY ENRIQUE  
CHAVEZ VASQUEZ**

FIRMA



Firmado electrónicamente por:  
**JORGE VINICIO  
TUAPANTA DACTO**

FIRMA



Firmado electrónicamente por:  
**DIEGO FERNANDO  
VELOZ CHERREZ**

FIRMA

Riobamba, AGOSTO 2022

## DERECHOS INTELECTUALES

Yo, Jesús Alberto Rodríguez Flores, declaro que soy responsable de las ideas, doctrinas y resultados expuestos en el **Trabajo de Titulación modalidad Proyectos de Investigación y Desarrollo**, y que el patrimonio intelectual generado por la misma pertenece exclusivamente a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

**JESUS ALBERTO  
RODRIGUEZ  
FLORES**

Firmado por  
JESUS ALBERTO RODRIGUEZ FLORES  
cn=JESUS ALBERTO RODRIGUEZ  
FLORES, ou= ENTIDAD DE  
CERTIFICACION DE INFORMACION, o=  
SECURITY DATA S.A. 2, c= EC  
Fecha: 2022.08.01 3:29:21 COT

---

Jesús Alberto Rodríguez Flores  
**C.I.: 175718254-6**

## DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD

Yo, Jesús Alberto Rodríguez Flores, declaro que el presente proyecto de investigación, es de mi autoría y que los resultados del mismo son auténticos y originales. Los textos constantes en el documento que provienen de otras fuentes están debidamente citados y referenciados.

Como autor, asumo la responsabilidad legal y académica de los contenidos de este Trabajo de Titulación de Maestría.

**JESUS ALBERTO  
RODRIGUEZ  
FLORES**

Firmado por  
JESUS ALBERTO RODRIGUEZ  
FLORES  
cn=JESUS ALBERTO RODRIGUEZ  
FLORES, ou= ENTIDAD DE  
CERTIFICACION DE INFORMACION,  
o= SECURITY DATA S.A. 2, c= EC  
Fecha: 2022.08.01 3:29:47 COT

---

Jesús Alberto Rodríguez Flores  
**C.I.: 175718254-6**

## **DEDICATORIA**

Aunque suene desagradecido con Dios y con mis padres y la gente que me ama, quiero dedicar este trabajo a aquellos que han movido mi vida en mi auto exilio... mi hija María Laura, mis alumnos, vecinos y amigos, y por su puesto al país equinoccial que me adoptó, el glorioso pueblo de Sucre... el Ecuador.

Y, por último, quiero dedicar este trabajo a un pueblo que alguna vez fue libre y compartió su libertad, al punto que parió libertadores... a Bolívar... a Sucre... a un pueblo que quiere volver a ser libre y que para ello debe retomar la moral y las luces que tanto pregonó Bolívar para la Gran Colombia... Venezuela.

## **AGRADECIMIENTO**

Quiero dar un especial agradecimiento a esos amigos que se constituyeron en familia y en todo momento estuvieron ahí, en los buenos momentos y en los no tan buenos.

A mis alumnos, quienes siempre pensaron que debería escribir la forma matemática aplicada en las diferentes materias que impartía, y en este particular, en inteligencia artificial aplicada a la modelación y el control.

A la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, por darme la oportunidad de crecer impartiendo clases en sus instalaciones, y por recibir clases en ella, en particular de matemática.

Quiero agradecer a mis amigos, los profesores Javier Gavilanes y Andrés Morocho, no encuentro las maneras ni palabras para expresarles mi gratitud.

Dr. Jesús Rodríguez Flores

## INDICE

RESUMEN.....	xxii
SUMMARY .....	xxiii

### CAPÍTULO I

1.	<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	1
1.1.	<b>Planteamiento del problema.....</b>	1
1.1.1.	<i>Situación problemática .....</i>	1
1.1.2.	<i>Formulación del problema.....</i>	1
1.1.3.	<i>Preguntas directrices o específicas de la investigación.....</i>	1
1.2.	<b>Justificación de la investigación .....</b>	2
1.3.	<b>Objetivos de la investigación .....</b>	2
1.3.1.	<i>General .....</i>	2
1.3.2.	<i>Específicos .....</i>	3
1.4.	<b>Hipótesis de la investigación .....</b>	3
1.4.1.	<i>General .....</i>	3
1.4.2.	<i>Específica .....</i>	3

### CAPÍTULO II

2.	<b>MARCO DE REFERENCIA .....</b>	4
2.1.	<b>Antecedentes de la investigación.....</b>	4
2.2.	<b>Lógica Borrosa como una forma aplicada de la teoría de conjuntos y probabilidad ....</b>	5
2.2.1.	<i>Modelado de sistemas a partir de inferencias difusas.....</i>	5
2.2.1.1.	<i>Lógica difusa.....</i>	5
2.2.1.2.	<i>Conjunto difuso .....</i>	5
2.2.1.3.	<i>Función de pertenencia difusa .....</i>	6
2.2.1.4.	<i>Formulación y parametrización de una función de pertenencia difusa.....</i>	6



2.2.1.5.	<i>Consideraciones para la formulación y parametrización de una función de pertenencia difusa</i> .....	8
2.2.1.6.	<i>Operaciones lógicas difusas</i> .....	8
2.2.1.7.	<i>Función de pertenencia difusa de dos o más variables</i> .....	9
2.2.1.8.	<i>Proceso de defusificación de la variable de entrada</i> .....	11
2.2.1.9.	<i>Inferencia de reglas difusas</i> .....	11
2.2.1.10.	<i>Método de inferencia</i> .....	11
2.2.1.11.	<i>Defusificación</i> .....	12
2.2.1.12.	<i>El ANFIS como metodología para el desarrollo de modelos difusos</i> .....	13
2.2.1.13.	<i>Aplicación del modelado difuso TSK a sistemas dinámicos</i> .....	15
2.3.	<b>Sistema de inferencia difuso de orden cero TSK, aplicadas al desarrollo de modelos de sistemas de una unidad hidrogenadora Francis</b> .....	16
2.3.1.	<i>Modelo de la turbina, consideración clásica lineal ideal y no ideal</i> .....	16
2.3.2.	<i>Modelo de primer orden para reproducir la potencia mecánica de una turbina Francis</i>	20
2.3.2.1.	<i>Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada primera del estado de la turbina y su potencia mecánica</i> .....	20
2.3.2.2.	<i>Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia de la turbina</i> .....	21
2.3.2.3.	<i>Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada primera del estado del modelo diferencial neurodifuso y la caracterización de la potencia mecánica de la turbina</i> .....	22
2.3.2.4.	<i>Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo de la turbina</i> .....	23
2.3.3.	<b>Modelo de primer orden para reproducir la potencia eléctrica del generador</b> .....	24
2.3.3.1.	<i>Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada primera del estado del generador</i> .....	24
2.3.3.2.	<i>Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia del generador</i> .....	25
2.3.3.3.	<i>Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada primera del estado del modelo diferencial neurodifuso de la potencia eléctrica del generador</i> .....	26
2.3.3.4.	<i>Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo del generador</i> .....	28

2.3.4.	<i>Modelo de segundo orden para reproducir la posición del servomotor o paletas directrices</i>	28
2.3.4.1.	<i>Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada segunda del estado del servomotor o paletas directrices</i>	28
2.3.4.2.	<i>Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia del servomotor o paletas directrices</i>	29
2.3.4.3.	<i>Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada segunda del estado del modelo diferencial neurodifuso de la posición del servomotor</i>	30
2.3.4.4.	<i>Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo del servomotor o paletas directrices</i>	31
2.4.	<b>Funciones de costo implementada para la optimización de los modelos y sintonización del controlador PID</b>	32
2.4.1.	<i>Optimización de modelos en la identificación de sistemas</i>	34
2.4.1.1.	<i>Runge-Kutta de orden 4 para la simulación de sistemas dinámicos</i>	34
2.4.1.2.	<i>Factor de correlación cuadrático multivariable de Pearson y el error cuadrático medio, error cuadrático medio relativo porcentual y sus raíces</i>	34
2.4.1.3.	<i>Algoritmos de minimización de la función de costo que no requieren procesos de derivación</i>	36
2.4.1.4.	<i>Algoritmos de minimización de la función de costo que requieren procesos de derivación</i>	36

### CAPÍTULO III

3.	<b>DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN</b>	39
3.1.	<b>Identificación de variables</b>	39
3.1.1.	<i>Variables independientes</i>	39
3.1.2.	<i>Variables dependientes</i>	39
3.2.	<b>Operacionalización de variables</b>	39
3.3.	<b>Matriz de Consistencia</b>	44
3.4.	<b>Tipo y diseño de la investigación</b>	45
3.5.	<b>Métodos de investigación</b>	45
3.6.	<b>Enfoque de Investigación</b>	46

3.7.	Alcance de la investigación.....	46
3.8.	Población de estudio.....	47
3.8.1.	<i>Unidad de análisis</i> .....	47
3.9.	Diseño experimental.....	47
3.10.	Cronograma de actividades.....	48
3.11.	Presupuesto.....	48

## CAPÍTULO IV

4.	<b>RESULTADOS.....</b>	<b>50</b>
4.1.	<b>Desarrollo de modelo diferencial LTI para el servomotor, la turbina y el generador</b> .50	
4.1.1.	<i>Parametrización del modelo LTI de la turbina considerando especificaciones técnicas de la central hidroeléctrica Agoyán</i> .....	50
4.2.	<b>Desarrollo de modelo diferencial LTI para el servomotor, la turbina y el generador</b> .51	
4.2.1.	<i>Obtención del modelo diferencial neurodifuso de la turbina</i> .....	54
4.2.2.	<i>Obtención del modelo diferencial neurodifuso del generador</i> .....	57
4.2.3.	<i>Obtención del modelo diferencial neurodifuso del servomotor</i> .....	60
4.3.	<b>Sintonización de controladores diferenciales PID difuso y PID lineal e invariante en el tiempo</b> .....	63
4.3.1.	<i>Obtención del modelo diferencial neurodifuso del PID y sintonización de ambos modelos tanto PID neuro difuso como PID LTI</i> .....	63
4.3.1.1.	<i>Sintonización del controlador PID neuro-difuso bajo el concepto de asignación de polos implementado empleando el gradiente decreciente a la función de costo que minimiza el estrés mecánico</i> .....	64
4.3.1.2.	<i>Sintonización del controlador PID LTI bajo el concepto de asignación de polos implementado empleando el gradiente decreciente a la función de costo que minimiza el estrés mecánico.</i> .....	69
4.3.1.3.	<i>Comparación entre los parámetros de valoración de ajustes del sistema servomotor, turbina, generador con controlador PID LTI y PID neurodifuso</i> .....	72
4.4.	<b>Evaluación de desempeño del modelo desarrollado para la unidad hidrogeneradora de la central Agoyán, considerando el modelo diferencial neurodifuso</b> .....	74

4.4.1.	<i>Comportamiento del modelo diferencial neurodifuso ante variaciones de consigna de potencia</i> .....	74
4.4.2.	<i>Determinación del comportamiento de la presión en la caja espiral con bases en la ecuación Bernoulli-Euler tomando como referencia la potencia eléctrica de la unidad hidrogenadora</i> .....	75
	<b>CONCLUSIONES</b> .....	78
	<b>RECOMENDACIONES</b> .....	81
	<b>BIBLIOGRAFÍA</b>	
	<b>ANEXOS</b>	

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1-3:</b> Operacionalización de variables .....	40
<b>Tabla 2-3:</b> Operacionalización de variables, relación de dependencia, orden para la obtención de parámetros .....	44
<b>Tabla 3-3:</b> Matriz de Consistencia .....	44
<b>Tabla 4-3:</b> Enfoque de la investigación según Roberto Hernández Sampieri .....	46
<b>Tabla 5-3:</b> Tipo de caso que define la unidad de análisis en la investigación.....	47
<b>Tabla 6-3:</b> Cronograma de actividades para realizar la investigación y tesis.....	48
<b>Tabla 7-3:</b> Costo asociado a la investigación y redacción del documento de tesis .....	49
<b>Tabla 1-4:</b> Estimación del Tw de la turbina de la Central Hidroeléctrica Agoyan .....	51
<b>Tabla 2-4:</b> Parámetros identificados del modelo diferencial conjunto de la unidad hidrogenadora. ....	52
<b>Tabla 3-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada .....	56
<b>Tabla 4-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de salida.....	56
<b>Tabla 5-4:</b> Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos. ....	57
<b>Tabla 6-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada .....	59
<b>Tabla 7-4:</b> Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos. ....	60
<b>Tabla 8-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada .....	62
<b>Tabla 9-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada .....	62
<b>Tabla 10-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada .....	62
<b>Tabla 11-4:</b> Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos. ....	63

<b>Tabla 12-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas .....	66
<b>Tabla 13-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas .....	67
<b>Tabla 14-4:</b> Singletones del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas .....	67
<b>Tabla 15-4:</b> Parámetros de valoración de Ajustes del Sistema con Controlador Neurodifuso e Indicadores Estadísticos.....	69
<b>Tabla 16-4:</b> Parámetros de valoración de Ajustes del Sistema con Controlador LTI e Indicadores Estadísticos. ....	72
<b>Tabla 17-4:</b> Resultados comparativos entre reguladores PID LTI y PID neurodifuso en ajuste respecto a el polo asignado .....	73
<b>Tabla 18-4:</b> Parámetros la Central Agoyan que permiten estimar la caída bruta y neta .....	76

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1-2:</b> Ejemplo gráfico de conjuntos difusos y conjuntos clásicos. Los conjuntos clásicos no admiten matices .....	6
<b>Figura 2-2:</b> Ejemplo de conjunto difuso, clásico, y de elemento único.....	6
<b>Figura 3-2:</b> ANFIS o sistema de inferencia difusa neuro-adaptativa, de dos entradas y una salida....	13
<b>Figura 4-2:</b> Sistemas de inferencia difusa de a) dos variables cada una con dos funciones de pertenencia, y b) tres variables, cada una con dos funciones de pertenencia .....	14
<b>Figura 5-2:</b> a) ANFIS o sistema de inferencia difusa neuro-adaptativa, presentando dos entradas y una salida b) Universos del discurso y sus reglas activadas.....	15
<b>Figura 6-2:</b> Elementos esenciales de una planta hidroeléctrica .....	17
<b>Figura 7-2:</b> a) Estructura del sistema de inferencia difuso para predecir la derivada primera del estado de la potencia mecánica b) de la potencia mecánica y c) Modelo diferencial difuso de la turbina.....	20
<b>Figura 8-2:</b> a) Funciones de pertenencia del modelo b) modelo LTI para estimar el universo del discurso de la turbina. ....	21
<b>Figura 9-2:</b> Estructura de identificación del modelo LTI de la turbina por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error. ....	22
<b>Figura 10-2:</b> a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletons del modelo diferencial neurodifuso de la turbina. ....	23
<b>Figura 11-2:</b> Estructura del modelo diferencial de la turbina y su potencia mecánica, a) neurodifuso, b) LTI. ....	24
<b>Figura 12-2:</b> a) Estructura del sistema de inferencia difuso para predecir la derivada primera de la potencia eléctrica b) Modelo diferencial neurodifuso del generador.....	25
<b>Figura 13-2:</b> a) Funciones de pertenencia del modelo del generador b) modelo LTI para estimar el universo del discurso del generador.....	26
<b>Figura 14-2:</b> Estructura de identificación del modelo LTI del generador por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error .....	27

<b>Figura 15-2:</b> a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletones del modelo diferencial neurodifuso del generador. ....	27
<b>Figura 16-2:</b> Estructura del modelo diferencial de la potencia eléctrica del generador a) difuso b) LTI. ....	28
<b>Figura 17-2:</b> a) Estructura del sistema de inferencia difuso para predecir la derivada segunda de la posición del servomotor b) Modelo diferencial neurodifuso del servomotor. ....	29
<b>Figura 18-2:</b> a) Funciones de pertenencia del modelo del servomotor b) modelo LTI para estimar el universo del discurso del servomotor. ....	30
<b>Figura 19-2:</b> Estructura de identificación del modelo LTI del servomotor por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error .....	30
<b>Figura 20-2:</b> a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletones del modelo diferencial neurodifuso del servomotor. ....	31
<b>Figura 21-2:</b> Estructura del modelo diferencial del servomotor a) difuso b) LTI. ....	32
<b>Figura 22-2:</b> Proceso de búsqueda de un mínimo en una superficie de costo. ....	37
<b>Figura 1-4:</b> Modelo de la Potencia mecánica de la turbina en Diagrama de Bloques. ....	51
<b>Figura 2-4:</b> Diagramas de bloques de los modelos diferenciales de a) la turbina, b) el generador y c) el servomotor. ....	54
<b>Figura 3-4:</b> Estructura modelo diferencial neurodifuso de la turbina. ....	54
<b>Figura 4-4:</b> Diagrama de bloques del modelo diferencial neurodifuso del generador.....	57
<b>Figura 5-4:</b> Diagrama de bloques del modelo neurodifuso del servomotor .....	60
<b>Figura 6-4:</b> Diagrama de bloques del modelo LTI del sistema con controlador PID Neurodifuso. ....	67
<b>Figura 7-4:</b> Diagrama de bloques del modelo LTI del sistema con controlador PID LTI.....	71
<b>Figura 8-4:</b> Modelo diferencial neurodifuso del Control PID, servomotor, turbina, y generador operando en lazo cerrado. ....	74



<b>Figura 1-A:</b> Diagrama de simulación de una unidad hidrogenadora de Agoyán. ....	85
<b>Figura 2-A:</b> a) apertura del asistente para diseño de lógica borrosa, por defecto Mamdani. b) Sistema de inferencia borrosa por el método de Sugeno. ....	86
<b>Figura 3-A:</b> a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0. b) c) d) Funciones de pertenencia de las entradas, y e) Valores de defusificación de salida, singletones o alturas. f) Reglas de inferencia. ....	86
<b>Figura 4-A:</b> a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para el servomotor. b) Orden del controlador c) Posición del servomotor d) Velocidad del servomotor, y e) Valores de defusificación de salida, singletones o alturas. f) Reglas de inferencia. ....	88
<b>Figura 5-A:</b> a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la entrada de la turbina. b) Posición del servomotor, c) Potencia mecánica d) Valores de defusificación de salida, singletones o alturas. f) Reglas de inferencia. ....	89
<b>Figura 6-A:</b> a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la salida de la turbina. b) Derivada de la potencia mecánica, c) Potencia mecánica d) Valores de defusificación de salida, singletones o alturas. f) Reglas de inferencia. ....	90
<b>Figura 7-A:</b> a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la entrada del generador. b) Potencia mecánica, c) Potencia eléctrica d) Valores de defusificación de salida, singletones o alturas. f) Reglas de inferencia. ....	91

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

<b>Gráfico 1-2:</b> Funciones de pertenencia: a) triangular, b) trapezoidal, c) gaussiana .....	7
<b>Gráfico 2-2:</b> Funciones de pertenencia: a) campana generalizada, b) sigmoidales.....	7
<b>Gráfico 3-2:</b> Función de pertenencia de dos variables, obtenidas con agregación haciendo uso del mínimo y del producto, a) triangular, b) trapezoidal. ....	10
<b>Gráfico 4-2:</b> Función de pertenencia de dos variables, obtenidas con agregación haciendo uso del mínimo y del producto, a) gaussiana, b) campana.....	10
<b>Gráfico 1-4:</b> Evolución de los parámetros de una unidad de hidrogeneradora de la Central Agoyán durante el proceso de identificación. ....	53
<b>Gráfico 2-4:</b> a) Evolución de la función de costo RECMRP y b) resultados de predicción y señales de entrenamiento .....	53
<b>Gráfico 3-4:</b> Funciones de pertenencia de los universos del discurso a) estado $x_1$ , b) posición WG, c) derivada del estado $Dx_1$ .....	55
<b>Gráfico 4-4:</b> Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletones para predecir el comportamiento de la potencia mecánica de la turbina .....	55
<b>Gráfico 5-4:</b> Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo diferencial neurodifuso de la turbina, a) fusificación de entrada, b) fusificación de salida .....	56
<b>Gráfico 6-4:</b> Comparación de la predicción de la potencia mecánica de la turbina entre un modelo LTI y un modelo neurodifuso .....	56
<b>Gráfico 7-4:</b> Funciones de pertenencia del universo a) estado $x_1$ , b) potencia mecánica. ....	58
<b>Gráfico 8-4:</b> Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletones para predecir el comportamiento de la potencia eléctrica del generador.....	58
<b>Gráfico 9-4:</b> Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo neurodifuso del generador .....	59
<b>Gráfico 10-4:</b> Comparación de la predicción de la potencia eléctrica del generador entre un modelo LTI y un modelo neurodifuso .....	59

<b>Gráfico 11-4:</b> Funciones de pertenencia del universo del discurso a) posición del servomotor, b) variación en el tiempo de la posición del servomotor, c) salida del PID o entrada de consigna de posición del servomotor.....	61
<b>Gráfico 12-4:</b> Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletones para predecir el comportamiento de la potencia eléctrica del generador.....	61
<b>Gráfico 13-4:</b> Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo neurodifuso del servomotor .....	62
<b>Gráfico 14-4:</b> Comparación de la predicción de la posición del servomotor entre el modelo LTI y el modelo neurodifuso .....	63
<b>Gráfico 15-4:</b> Funciones de pertenencia del universo del discurso a) efecto integral, b) efecto proporcional, c) efecto derivativo.....	65
<b>Gráfico 16-4:</b> Evolución de la función de costo en el proceso de ajuste de parámetros del control PID Neurodifuso para mejorar la respuesta de la potencia eléctrica del generador a) Función de costo diseñada, b) RECM para cada caso de la evolución de la función de costo J. ....	65
<b>Gráfico 17-4:</b> Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo neurodifuso del controlador PID.....	66
<b>Gráfico 18-4:</b> Comparación del ajuste del modelo servomotor-turbina-generador en lazo cerrado con control PID Neurodifuso respecto al sistema patrón .....	68
<b>Gráfico 19-4:</b> a) Evolución de la función de costo diseñada para ajustar los parámetros del control PID Neurodifuso, siendo b) y c) los efectos desagregados del cuadrado de la velocidad y del error cuadrático.....	68
<b>Gráfico 20-4:</b> Evolución de los parámetros del controlador, para mejorar la respuesta de la potencia eléctrica del generador: a) de la ganancia b) del tiempo integral, c) del tiempo derivativo. ....	70
<b>Gráfico 21-4:</b> Comparación del ajuste del modelo servomotor-turbina-generador en lazo cerrado con control PID LTI respecto al sistema patrón .....	71
<b>Gráfico 22-4:</b> a) Evolución de la función de costo diseñada para ajustar los parámetros del control PID Neurodifuso, siendo b) y c) los efectos desagregados del cuadrado de la velocidad y del error cuadrático.....	72

**Gráfico 23-4:** Respuesta simulada de una unidad de la Central Agoyán para cuando se produce una variación de potencia del 10% respecto al 50% de generación ..... 75

**Gráfico 24-4:** Relación causa efecto entre el movimiento de los servomotores b), la presión en la caja espiral a) y la potencia eléctrica de la unidad hidrogenadora c). ..... 77

## **ÍNDICE DE ANEXOS**

**ANEXO A:** MODELO DIFUSO DE LA UNIDAD HIDROGENERADORA DE LA CENTRAL AGOYÁN IMPLEMENTADO CON FUZZY LOGIC DESIGNER Y SIMULINK

**ANEXO B:** CENTRAL AGOYÁN 156 MW

## RESUMEN

En esta investigación se desarrolló el modelo diferencial lineal e invariante en el tiempo (LTI) y neurodifuso de la unidad hidrogenadora de la Central Agoyán, ubicada en la localidad de Baños de Agua Santa, para su posterior sintonización de los controladores PID LTI y neurodifuso, con ese propósito se parametrizaron los modelos LTI de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, lográndose el ajuste de registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control. Una vez obtenido el modelo LTI, se estructuró el modelo neurodifuso y con el método del gradiente decreciente, se ajustaron los singletons o pesos del modelo lo que permitió una reproducción del comportamiento lineal ya obtenido, permitiendo una igualdad de desempeño en el punto de partida de comparación entre ambos modelos, LTI y neurodifuso. Finalmente, se planteó una función de costo que minimizó el estrés mecánico medido a nivel de servomotores del modelo, permitiendo el ajuste del controlador PID tanto neurodifuso como LTI. Como resultado, se verificó la hipótesis, demostrándose que un controlador PID neurodifuso, al presentar más parámetros para su sintonización, partiendo de una respuesta inicial igual al controlador PID LTI, fue capaz de presentar mejor desempeño al contrastar su respuesta de manera comparativa con una señal de desempeño patrón, y empleando como criterio de valoración la raíz del error cuadrático medio y el factor de correlación cuadrático multivariable de Pearson, ante una función de costo, como criterio de valoración de desempeño durante la optimización empleando método del gradiente decreciente, que considera al error cuadrático y el cuadrado de la velocidad del servomotor de manera global.

**Palabras claves:** MATEMÁTICAS, SISTEMAS LINEALES E INVARIANTES EN EL TIEMPO (LTI), NEURODIFUSO, HIDROGENERADOR, CONTROLADOR PID



Firmado electrónicamente por:  
**LUIS ALBERTO  
CAMINOS  
VARGAS**



0070-DBRA-UPT-IPEC-2022

## SUMMARY

In this investigation, the differential linear model and the invariant of time (LTI) was developed and the neuro-fuzzy of the hydro-generation plant of the Central Agoyan, located in Banos de Agua Santa, for the subsequent tuning of the PID LTI controllers and the neuro-fuzzy; for this reason, the LTI models of the turbine, the generator and the servo-motor were divided and studied, making use of the optimization method of the decreasing gradient, accomplishing the adjustment of registration of electric power from the generator in response to the variation of the control signal. After obtaining the model LTI, the neuro-fuzzy model was put together, and with the decreasing gradient method, the single-tones were adjusted, or the weights of the model that allowed reproduction of the already obtained linear behavior, allowing for equality of performance at the point of comparison of records between both models, LTI and neuro-fuzzy. Finally, a cost function was planted that minimized the mechanical stress calculated by the level of servomotors of the model, allowing the adjustment of the PID controller, both the neuro-fuzzy and the LTI. As a result, the hypothesis was verified, demonstrating that a PID neuro-fuzzy controller, when presenting more parameters for its tuning, based on the initial response, equal to the controller PID LTI, was capable of presenting better performance when contrasting its response in a comparative way with a sign of performance pattern, and employing the origin of the average quadratic error and the correlation factor Pearson quadratic multivariable as criteria for valuation, compared to a cost function, as criteria for valuation of performance during the optimization employing the decreasing gradient method, which considers the quadratic error and the square of the velocity of the global servo-motor.

**Key Words:** MATHEMATICS, LINEAR AND INVARIANT SYSTEMS IN TIME (LTI), NEURO-FUZZY, HYDRO GENERATOR, PID CONTROLLER

## CAPÍTULO I

### 1. INTRODUCCIÓN

#### 1.1. Planteamiento del problema

##### 1.1.1. *Situación problemática*

En la actualidad, los países latinos, así como también el Ecuador, no se dan abasto con el personal experto en el proceso de sintonización de controladores en la gestión de generación eléctrica y en particular, en el proceso de hidrogenación de electricidad. El problema se agrava al considerar que, la formación de profesionales, con este perfil, deben manejar técnicas que involucran métodos numéricos aplicados tanto a la identificación y/o modelación de sistemas diferenciales, como a técnicas modernas del tipo estadística enmarcada dentro del campo de la optimización de modelos dinámicos. Por lo tanto, resulta claro, que de existir un modelo integrodiferencial lineal, este no cuenta con la calidad en la reproducción de no linealidades. En consecuencia, la ausencia de modelos con parámetros probados, y de procedimientos para mejorar la capacidad de reproducir no linealidades del sistema, aunado con sintonización de controladores de manera empírica que no necesariamente en correspondencia con lo que dinámicamente amerita el sistema, provoca en la unidad hidrogenadora condiciones de inestabilidad transitoria que se manifiestan en oscilaciones de potencia a nivel de la unidad y del sistema eléctrico, así como también en estrés mecánico y estructural por la presencia de golpes de ariete en la tubería forzada, en consecuencia en la estructura civil del monolito en el cual se encuentra embutida la unidad hidrogenadora.

##### 1.1.2. *Formulación del problema*

Determinación del modelo neurodifuso del controlador PID y de la unidad hidrogenadora, de la Central Hidroeléctrica Agoyán, ubicada en Baños de Agua Santa, partiendo de muestras temporales de variación de potencia eléctrica y consigna del controlador, para mejorar el desempeño del modelo lineal invariante en el tiempo, obtenido mediante identificación de sistema diferencial conjunta, entrenados ambos controladores ante una misma señal patrón de desempeño deseado.

##### 1.1.3. *Preguntas directrices o específicas de la investigación*

¿Al parametrizar modelos de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, se podrá lograr ajustar el registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control?



¿Al estructurar los modelos neurodifusos, aplicando el método de optimización del gradiente decreciente, para el ajuste de singletones o pesos del modelo, se podrá reproducir el modelo lineal obtenido mediante muestra temporal de la señal de control y potencia eléctrica?

¿Al plantear una función de costo, tal que minimice el estrés mecánico medido a nivel de servomotores, se podrá ajustar el controlador PID tanto neurodifuso como LTI?

## **1.2. Justificación de la investigación**

La ausencia de modelos dinámicos de la Central Agoyán de Baños de Agua Santa, asociados a la generación de potencia eléctrica, imposibilitan maniobras seguras de sintonización de los controladores de la central, por lo que la operación segura bajo criterios civiles estructurales y condición de estabilidad del sistema eléctricos se ven comprometidos ante la sintonización poco eficientes.

La operación segura de la central hidroeléctrica Agoyán, debe contar con condiciones seguras de maniobras de servomotores que garanticen la recuperación de la frecuencia eléctrica y el suministro de potencia eléctrica, preservando condiciones seguras de presión evaluadas a nivel de la caja espiral de la turbina, razón por la cual la misma debe ser estimada empleando las consideraciones de Bernoulli-Euler para minimizar el estrés mecánico, lo cual sólo es posible con un buen modelo de la unidad hidrogeneradora de electricidad.

La necesidad de contar con un modelo basado en ecuaciones diferenciales lineales invariantes en el tiempo, que presente un homólogo no lineal del tipo neurodifuso para garantizar comportamientos lineales en principio, y que a futuro permita revisión e incorporación de comportamiento no lineal en el sistema.

## **1.3. Objetivos de la investigación**

### **1.3.1. General**

Desarrollar modelo diferencial neurodifuso de hidrogenerador de la Central Agoyán, ubicada en la localidad de Baños de Agua Santa, para la sintonización de controlador PID lineal invariante en el tiempo y neurodifuso.

### **1.3.2. Específicos**

Parametrizar modelos de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, para lograr ajustar el registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control.

Estructurar los modelos neurodifusos, tal que, aplicando el método de optimización del gradiente decreciente, se ajusten los singletons o pesos del modelo, para que sean capaces de reproducir el modelo lineal obtenido mediante muestra temporal de la señal de control y potencia eléctrica.

Plantear una función de costo tal que minimice el estrés mecánico medido a nivel de servomotores para el ajuste del controlador PID tanto neurodifuso como LTI.

## **1.4. Hipótesis de la investigación**

### **1.4.1. General**

El modelo neurodifuso del controlador PID y de la unidad hidrogeneradora, de la Central Hidroeléctrica Agoyán mejora el desempeño del modelo lineal invariante en el tiempo, obtenido mediante identificación de sistema diferencial conjunta, por medio de muestra temporal de variación de potencia eléctrica, entrenados ambos controladores ante una misma señal patrón de desempeño deseado.

### **1.4.2. Específica**

Al parametrizar modelos de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, se logra ajustar el registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control.

Al estructurar los modelos neurodifusos, aplicando el método de optimización del gradiente decreciente, para el ajuste de singletons o pesos del modelo, se puede reproducir el modelo lineal obtenido mediante muestra temporal de la señal de control y potencia eléctrica.

Al plantear una función de costo, tal que minimice el estrés mecánico medido a nivel de servomotores, se puede ajustar el controlador PID tanto neurodifuso como LTI.

## CAPÍTULO II

### 2. MARCO DE REFERENCIA

#### 2.1. Antecedentes de la investigación

A nivel mundial, regional y local, ha habido muchas investigaciones al respecto, en cuanto a lo que se refiere a modelación matemática clásica, en la cual se parametrizan ecuaciones diferenciales lineales, como uno de los tantos métodos estadísticos de la modelación dinámica, o en la obtención de modelos matemáticos estadísticos del tipo instantáneo, ya sean lineales o no lineales pero que no dependen de una historia.

La tesis de maestría, de Sevilla, España, Modelado y control de una Central Hidroeléctrica (Trujillo-Naharro, 2012), presenta información clásica en el arte del modelado, haciendo énfasis en las ecuaciones parciales relacionadas al comportamiento hidráulico, en la modelación de las ecuaciones diferenciales lineales en forma matricial o espacio de estado, y finalmente en la implementación de funciones de costo que minimizadas, permiten la obtención estadística de algún parámetro de interés asociado al modelo.

El artículo titulado, Automatización y control de un sistema de generación hidroeléctrico didáctico y modular (Castaño et al., 2009), es una obra resumida de lo que se puede hacer con un laboratorio en una universidad. Este trabajo desarrollado en la Universidad del Valle, Colombia, presenta aspectos importantes a considerar en el proceso de control de una central. Las consideraciones de prearranque, sincronización y despeje de una unidad, ponen en contexto aspectos de interés en lo que respecta a maniobras de operación en el proceso de generación.

Desde el punto de vista matemático, por considerar técnicas de modelado de sistemas dinámicos, y plantear herramientas matemáticas para su valoración, se tiene el trabajo titulado, Identificación de pequeñas centrales hidroeléctricas mediante la utilización de modelos predictivos (Estrada Viana et al., 2012). Este trabajo presenta cuatro métodos estadísticos, los cuales en el mundo de la identificación de sistemas reciben los nombres de ARX, ARMAX, Box-Jenkins y Output Error (OE), los cuales aplican para la identificación de estructuras de modelos dinámicos de ecuaciones diferenciales planteados en diferencias. Tal vez, uno de los aspectos más importantes de esta tesis, es la valoración estadística de los resultados con base en las funciones de costo tipificadas en el mundo del control, es decir, el uso de los criterios integrales tales como, el Criterio Integral del Cuadrado del Error, el Criterio Integral del Valor Absoluto del Error, el Criterio Integral del Cuadrado del Error por el Tiempo, el Criterio Integral del Valor Absoluto del Error por el Tiempo (Smith, Carlos A; Corripio, 1991, pp. 285-294).

En el ámbito local, se tiene que, la tesis titulada, Modelación De La Transferencia De Energía Entre Un Aprovechamiento Hidroenergético Y Turbomáquinas, desarrollada en Quito, en la Escuela Politécnica Nacional (Arévalo, 2017), presenta un desarrollo que compendia, tanto el uso simplificado y linealizado de las ecuaciones diferenciales parciales del comportamiento hidráulico, con base en la ecuación de fluidos líquidos de Bernoulli, para finalmente establecer condiciones de balance tanto másico, como de energía y volumétrico, y por ende de caudal, que en conjunto con otros criterios de conservación, permiten emitir juicios de valoración con base en ecuaciones instantáneas.

Como colofón de estos antecedentes, resta decir que, en el ámbito de la modelación borrosa, existe mucha investigación presentada, y que contrario a lo que pensaban los ingenieros-matemáticos que lo crearon, Zadeh y Mamdani, su aplicación en el mundo de la evaluación humana y su consideración de cuantificar lo incuantificable, su mayor avance ha sido en el mundo industrial. Las consideraciones matemáticas, que los profesores de teoría de conjunto abordaron para describir aspectos humanos, se extrapolaron al mundo industrial para explicar el comportamiento de procesos y sistemas, conservando todos los aspectos originales dados en la teoría de conjunto, y con ello incorporando aspectos estadístico que incluyen la probabilidad, pero ya no para predecir lo que sucederá, sino para estimar lo que acontece (Izquierdo & Izquierdo, 2016), es decir la diferencia entre la probabilidad y la inferencia o lógica borrosa radica en que la primera predice el grado en el cual algo sucederá, y la segunda estima el grado en el cual algo se cumple, aunque las herramientas matemáticas sean las mismas.

## **2.2. Lógica Borrosa como una forma aplicada de la teoría de conjuntos y probabilidad**

### ***2.2.1. Modelado de sistemas a partir de inferencias difusas***

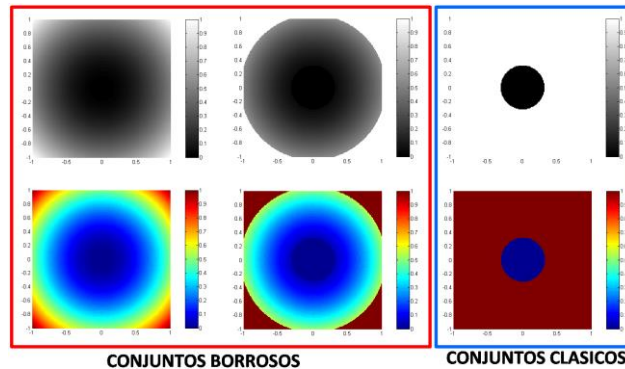
#### ***2.2.1.1. Lógica difusa***

Es un método novedoso que sirve para definir modelos de sistemas, reglas y procesos empleando un lenguaje ambiguo o difuso, permitiendo aplicar una lógica natural capaz de manejar verdades parciales.

#### ***2.2.1.2. Conjunto difuso***

En la teoría clásica de conjunto, un elemento pertenece o no pertenece a un conjunto en particular, no obstante, este puede ser parcialmente verdadero o falso en la teoría de conjuntos difusos. Si se

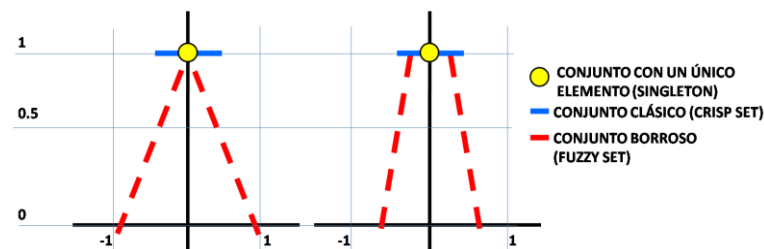
denota la unidad (1) como el valor verdadero y cero (0) como el valor falso, en la teoría de conjuntos difusos, el grado de pertenencia asume valores en el intervalo  $[0,1]$  lo que representa el grado de verdad de la sentencia en cuestión.



**Figura 1-2:** Ejemplo gráfico de conjuntos difusos y conjuntos clásicos. Los conjuntos clásicos no admiten matices  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 2.2.1.3. Función de pertenencia difusa

Es una estructura matemática que define una curva, la cual establece el grado de pertenencia entre cada punto del espacio de entrada entre 0 y 1, siendo el espacio de entrada el universo del discurso.



**Figura 2-2:** Ejemplo de conjunto difuso, clásico, y de elemento único  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 2.2.1.4. Formulación y parametrización de una función de pertenencia difusa

Considerando que los conjuntos difusos son una caracterización dada por sus funciones de pertenencia difusas (Sivanandam, Sumathi, y Deepa 2007, pp. 5), las cuales guardan correspondencia con los infinitos números del conjunto de los reales, resulta impráctico referenciar las infinitas posibilidades de funciones de pertenencia que pudieren existir, razón por la cual se consideran ejemplos típicos de funciones de pertenencia para una variable (Celikyilmaz y Turksen 2015, pp. 12).

Función de pertenencia Triangular:

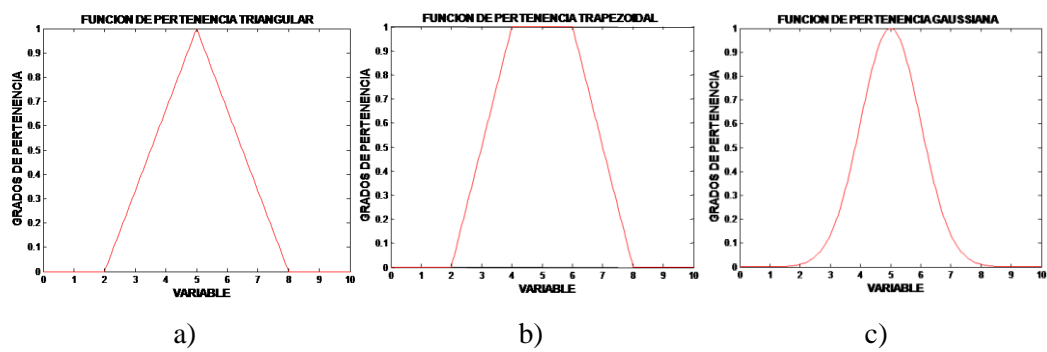
$$\text{triangular}(x, a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (1)$$

Función de pertenencia Trapezoidal:

$$\text{trapezoidal}(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{d-x}{d-c}\right), 1\right), 0\right) \quad (2)$$

Función de pertenencia Gaussiana:

$$\text{gaussiana}(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (3)$$



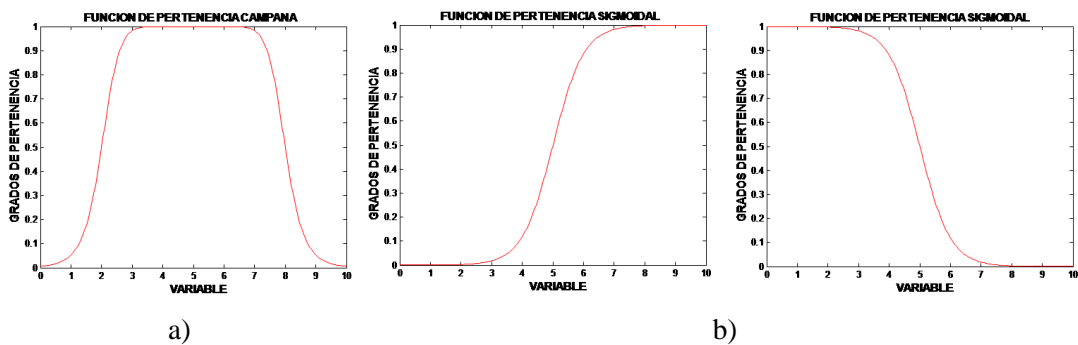
**Gráfico 1-2:** Funciones de pertenencia: a) triangular, b) trapezoidal, c) gaussiana  
 Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Función de pertenencia Campana Generalizada:

$$\text{campana}(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (4)$$

Función de pertenencia Sigmoidal:

$$\text{sigmoide}(x, a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (5)$$



**Gráfico 2-2:** Funciones de pertenencia: a) campana generalizada, b) sigmoidales.  
 Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 2.2.1.5. Consideraciones para la formulación y parametrización de una función de pertenencia difusa

Jhon Yen y Reza Langari (Yen y Langari 1999, pp. 48), plantean en su libro Fuzzy Logic, que las funciones de pertenencia de una variable antecedente determina la convergencia de una regla, razón por la cual plantean las siguientes dos reglas de amplio uso, por parte de los desarrolladores de sistemas difusos.

1° Cada función de pertenencia debe solaparse solamente con las funciones de pertenencia vecinas más cercana.

2° La suma de los grados de activaciones de las diferentes funciones de pertenencia, por parte de una variable de entrada posible, debe ser igual a la unidad.

### 2.2.1.6. Operaciones lógicas difusas

De manera sucinta se tiene que la lógica difusa es un superconjunto de la lógica booleana (Mathworks 2020, pp. 1-16), por lo que sus valores en los extremos se mantienen en 1 (completamente verdadero), y 0 (completamente falso), siendo las operaciones lógicas definibles como se muestra a continuación:

$$AND: \begin{cases} \wedge \rightarrow \min(\mu(x), \mu(y)) \\ \wedge \rightarrow \mu(x) \times \mu(y) \end{cases} \quad (6)$$

$$NOT: \begin{cases} \bar{\phantom{x}} \rightarrow \overline{\mu(x)} \\ \bar{\phantom{x}} \rightarrow 1 - \mu(x) \end{cases} \quad (7)$$

$$OR: \begin{cases} \vee \rightarrow \max(\mu(x), \mu(y)) \\ \vee \rightarrow \mu(x) + \mu(y) - \mu(x) \times \mu(y) \end{cases} \quad (8)$$

Considerando que la adición de las funciones de pertenencia, para fines prácticos, no deberá exceder de la unidad, se tiene:

$$OR: \{\vee \rightarrow \mu(x) + \mu(y)\} \quad (9)$$

La intersección de dos conjuntos difusos da origen a un mapeo binario T al cual denominan agregación (Mathworks 2020, pp. 1-16). El operador T-norma o norma triangular es un mapeo binario que satisface los siguientes enunciados:

Condición de frontera o borde:

$$T(0,0) = 0, \quad T(a,1) = T(1,a) = a \quad (10)$$

Condición de monotocidad:

$$T(a,b) \leq T(c,d) \leftrightarrow a \leq c \wedge b \leq d \quad (11)$$

Condición de conmutatividad:

$$T(a,b) = T(b,a) \quad (12)$$

Condición de asociatividad:

$$T(a,T(b,c)) = T(T(a,b),c) \quad (13)$$

La unión de dos conjuntos difusos da origen a un mapeo binario S al cual denominan adición (Mathworks 2020, pp. 1-17). El operador S-norma o conorma triangular (T-conorma) es un mapeo binario que satisface los siguientes enunciados:

Condición de frontera o borde:

$$S(1,1) = 1, \quad S(a,0) = S(0,a) = a \quad (14)$$

Condición de monotocidad:

$$S(a,b) \leq S(c,d) \leftrightarrow a \leq c \wedge b \leq d \quad (15)$$

Condición de conmutatividad:

$$S(a,b) = S(b,a) \quad (16)$$

Condición de asociatividad:

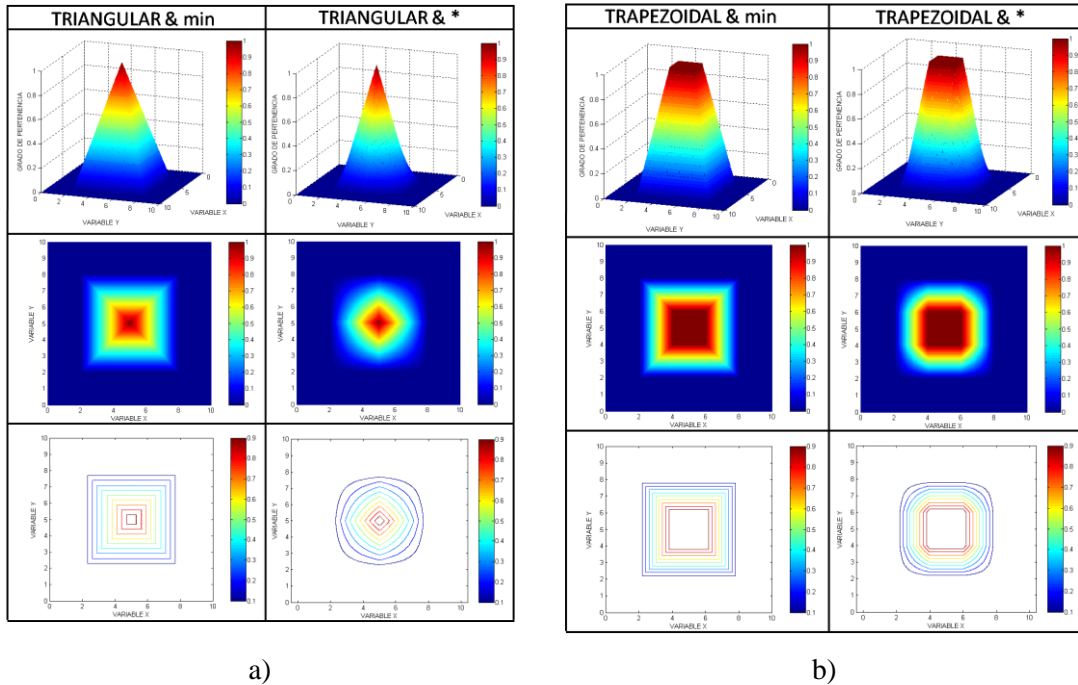
$$S(a,S(b,c)) = S(S(a,b),c) \quad (17)$$

### **2.2.1.7. Función de pertenencia difusa de dos o más variables**

Cuando se desarrollan estudios tendentes a la obtención de un modelo es frecuente encontrar la dependencia de una variable de salida respecto a por lo menos un par de variables de entradas (Roy y Chakraborty 2013, pp. 22-26), es por ello que, para estos casos, y para fines de la presente memoria, las funciones de pertenencia de dos o más variables se tratarán como un caso de

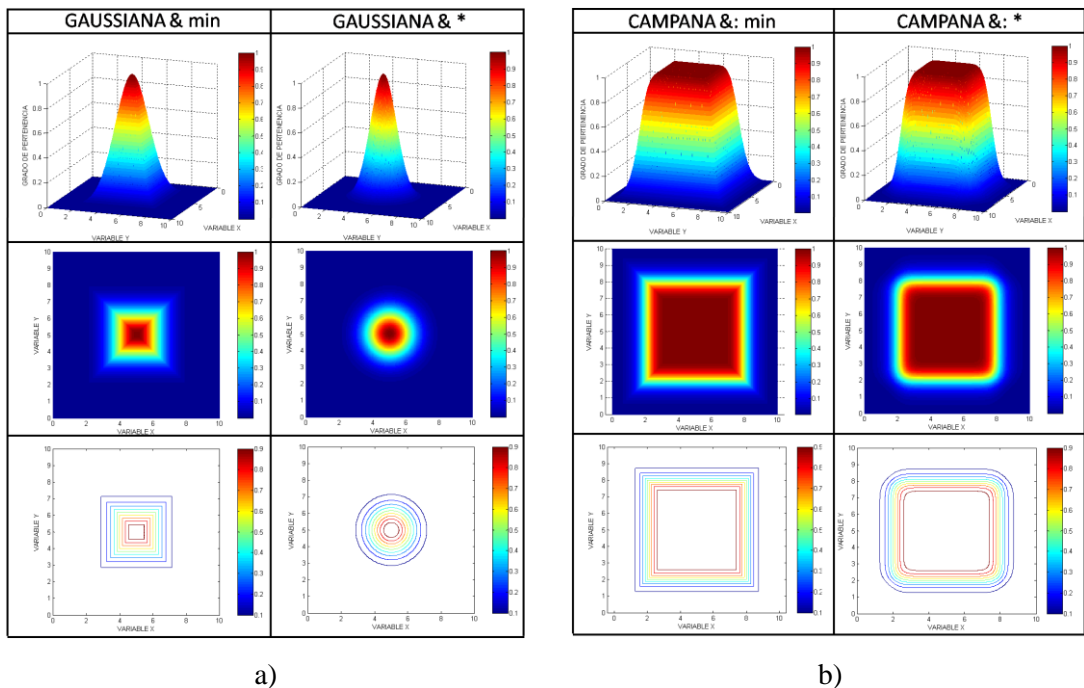


agregación. La agregación de las funciones de pertenencia podrá ser efectuada con los operadores del mínimo o del producto. Los gráficos 3-2 y 4-2 muestran casos típicos de funciones de pertenencia generados empleando agregación.



**Gráfico 3-2:** Función de pertenencia de dos variables, obtenidas con agregación haciendo uso del mínimo y del producto, a) triangular, b) trapezoidal.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022



**Gráfico 4-2:** Función de pertenencia de dos variables, obtenidas con agregación haciendo uso del mínimo y del producto, a) gaussiana, b) campana.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### **2.2.1.8. *Proceso de defusificación de la variable de entrada***

La defusificación es el proceso en el cual un valor numérico de una variable se traslada a un grado de pertenencia de un conjunto difuso de naturaleza lingüística, es decir, las funciones de pertenencia son aplicadas a las mediciones para determinar el grado de verdad de cada premisa.

### **2.2.1.9. *Inferencia de reglas difusas***

Los sistemas basados en lógica difusa usan reglas para representar la relación entre las variables observadas y la acción. Estas reglas consisten en un antecedente (parte IF) y un consecuente (parte THEN). Los antecedentes pueden estar constituidos por múltiples condiciones enlazados por operadores AND u OR, e inclusive los antecedentes pueden ser negados con un NOT. El cálculo de las reglas difusas es lo que se denomina inferencia difusa.

La inferencia difusa puede ser resumida en tres pasos a cumplir:

- 1° La agregación: la cual determina el grado de validez o de verdad de los antecedentes.
- 2° Inferencia: el cual determinar el sub-conjunto difuso para cada variable de salida correspondiente a cada regla.
- 3° Composición: paso en el cual se combinan los sub-conjuntos difusos para cada variable de salida en un sub-conjunto difuso único.

### **2.2.1.10. *Método de inferencia***

Los métodos de inferencia más conocidos y de mayor divulgación son del tipo Mamdani o Sugeno. De manera sucinta puede afirmarse que el método de inferencia Mamdani tanto el antecedente como el consecuente son de naturaleza difusos, mientras que en el método de inferencia Takagi-Sugeno-Kang, sólo el antecedente es difuso, siendo el consecuente una ecuación.

El método de inferencia de Mamdani es apropiado para la creación de sistemas expertos basados en el conocimiento humano, siendo preferible, para los casos analíticos, el método mapeado de Takagi-Sugeno-Kang, el cual se comporta como un interpolador o caracterizador de funciones (Roy y Chakraborty 2013, pp. 577-578).

En esta memoria el método de inferencia a emplear es el método Takagi-Sugeno-Kang, teniéndose de manera formal el siguiente método de inferencia:

- 1° Antecedente difuso, consecuente un valor único:  
Ejemplo: Si X es A y Y es B entonces  $z=k$
- 2° Antecedente difuso, consecuente una ecuación:  
Ejemplo: Si X es A y Y es B entonces  $z=pX+qY+r$

El método de inferencia de Takagi-Sugeno-Kang presenta las siguientes bondades:

- Es eficiente computacionalmente.
- Trabaja bien con técnicas lineales.
- Trabaja bien con técnicas de optimización y técnicas adaptativas.
- Garantiza dominios continuos (curvas, superficies, etc.)
- Mejor adaptado para análisis matemáticos.

#### 2.2.1.11. Defusificación

Es el paso mediante el cual la composición de conjuntos difusos de salida se procesa para obtener un valor único correspondiente a un conjunto clásico.

Los métodos más comunes de defusificación son:

- 1° El centro de gravedad o centroide: en este método el valor de defusificación es definido como el valor dentro del rango de la variable de salida para la cual el área bajo la gráfica de la función de pertenencia es dividida en dos sub-áreas iguales (Rouvray 1996, pp. 336). Las ecuaciones (18) y (19) ilustran los casos de cálculo para variable continua o discreta, respectivamente.

$$d_{cA}(C) = \frac{\int_{-c}^c C(z)z \, dz}{\int_{-c}^c C(z) \, dz} \quad (18)$$

$$d_{cA}(C) = \frac{\sum_{k=1}^n C(z_k)z_k}{\sum_{k=1}^n C(z_k)} \quad (19)$$

- 2° El centro del máximo: en este método el valor de defusificación  $d_{cM}(C)$ , está definido como el promedio entre el valor más pequeño y el valor más grande para los cuales  $C(z)$  es la altura,  $h(z)$ , de  $C$  (Rouvray 1996, pp. 337). De manera formal se tiene:

$$d_{cM}(C) = \frac{\inf(M) + \sup(M)}{2} \quad (20)$$

De dónde:

$$M = \{z \in [-c, c] \mid C(z) = h(C)\} \quad (21)$$

Para los casos discretos el tratamiento matemático es como se muestra en (22) y (23):

$$d_{CM}(C) = \frac{\min(z_k \mid z_k \in M) + \max(z_k \mid z_k \in M)}{2} \quad (22)$$

De dónde:

$$M = \{z_k \mid C(z_k) = h(C)\} \quad (23)$$

3º El método de la altura: es un método de defusificación que puede ser tratado como un procedimiento de dos pasos. El primer paso convierte el valor de pertenencia del consecuente en un valor único  $y = C_i$ , donde el valor de  $C_i$  es el centroide de  $C_i$ , y el segundo paso consiste en la aplicación de la defusificación del centroide aplicada a los valores únicos del consecuente. La ecuación (24) ilustra el segundo paso de este método.

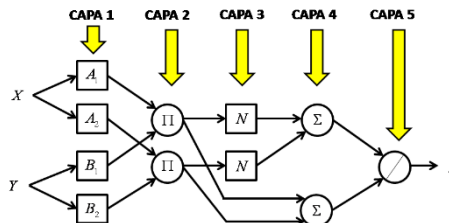
$$y = \frac{\sum_{i=1}^M w_i C_i}{\sum_{i=1}^M w_i} \quad (24)$$

En la ecuación (24),  $w_i$  es el grado de correspondencia entre la data de entrada y la  $i$ -ésima regla. La principal ventaja del método de la altura es su simplicidad, siendo necesario calcular el valor correspondiente a cada  $C_i$  durante la compilación.

### 2.2.1.12. El ANFIS como metodología para el desarrollo de modelos difusos

Considerando el sistema de inferencia difuso neuronal adaptativo como una metodología para la obtención automática de un modelo difuso para el vínculo de variables, es posible ejecutar, de manera automática, la optimización del modelo, para finalmente obtener un sistema de inferencia que se comporte como un interpolador universal (Zeng y Singh 1996, pp. 44-63).

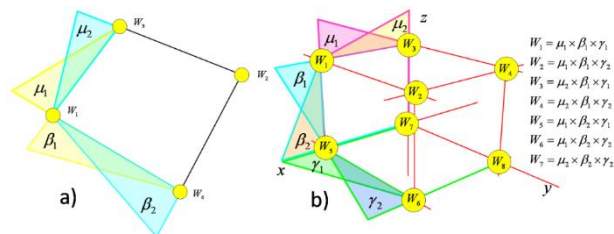
Para explicar de manera sucinta el funcionamiento del ANFIS, debe suponerse un sistema de inferencia de dos entradas y una salida, cada entrada presentando tan sólo dos funciones de pertenencia, tal como se muestra en la Figura 3-2.



**Figura 3-2:** ANFIS o sistema de inferencia difusa neuro-adaptativa, de dos entradas y una salida  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

En la Figura 3-2 se observa un ANFIS constituido por cinco capas que permiten ajustar el modelo explicado con tan sólo dos reglas.

- **Capa 1:** tiene por propósito efectuar la fusificación de las entradas asignándoles un grado de pertenencia para cada caso.
- **Capa 2:** etapa en la cual se efectúa el proceso lógico difuso de los antecedentes dando como resultado el consecuente obtenido a partir de la aplicación de la T-norma, siendo el método de implicación a aplicar en esta memoria el producto tal como se propone en (Jang 1993, pp. 665-685).
- **Capa 3:** en esta etapa se efectúa el ajuste de los pesos de las conexiones neuronales, para este caso denominados  $f_i$ , considerando que el método difuso a ajustar es el TSK de orden cero, y considerando que las funciones de transferencia para la activación neuronal son lineales, se puede afirmar que la obtención de los  $f_i$  se corresponden con los valores de los  $C_i$ , los cuales se pueden determinar aplicando la técnica de mínimos cuadrados.
- **Capa 4:** Se efectúa el producto entre los respectivos grados de activación de las reglas y sus valores únicos o singlentes. Simultáneamente se determina el peso total correspondiente a la posibilidad de activación de las reglas.
- **Capa 5:** Esta arroja el valor único de salida, luego de efectuar el cociente de los resultados simultáneos obtenidos en la capa anterior, este resultado es equivalente al ponderado de los valores únicos o singletons respecto a la activación de las reglas.



**Figura 4-2:** Sistemas de inferencia difusa de a) dos variables cada una con dos funciones de pertenencia, y b) tres variables, cada una con dos funciones de pertenencia  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

De cumplirse las consideraciones planteadas asociadas a la regla del solapamiento, el sistema de inferencia difusa ANFIS se tornaría menos complejo. No obstante, cuando se evalúan sistemas con mayor cantidad de funciones de pertenencia, y más de una entrada, el sistema presenta mayor cantidad de reglas siendo necesario reseñarlas en el proceso de identificación empleando el ANFIS especificando sólo las reglas susceptibles de ser activadas.

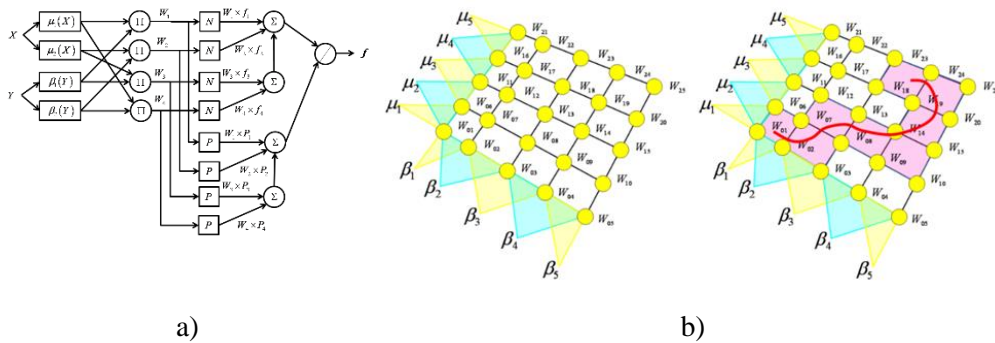
La Figura 4-2 muestra el caso de inferencia difusa de un sistema de dos y tres variables, Figura 4-2 a) y b) respectivamente, siendo los valores defusificados, para cada caso, los mostrados en las ecuaciones (25) y (26).

$$y = \frac{\sum_{i=1}^M W_i C_i}{\sum_{i=1}^M W_i} \therefore M = 4 \Rightarrow y = \frac{W_1 C_1 + W_2 C_2 + W_3 C_3 + W_4 C_4}{W_1 + W_2 + W_3 + W_4} \quad (25)$$

$$\therefore W_1 = \mu_1 \beta_1, \quad W_2 = \mu_2 \beta_2, \quad W_3 = \mu_3 \beta_3, \quad W_4 = \mu_4 \beta_4,$$

$$y = \frac{\sum_{i=1}^M W_i C_i}{\sum_{i=1}^M W_i} \therefore M = 8 \Rightarrow y = \frac{\begin{cases} +W_1 C_1 + W_2 C_2 + W_3 C_3 + W_4 C_4 \\ +W_5 C_5 + W_6 C_6 + W_7 C_7 + W_8 C_8 \end{cases}}{\begin{cases} +W_1 + W_2 + W_3 + W_4 \\ +W_5 + W_6 + W_7 + W_8 \end{cases}} \quad (26)$$

Supongamos el hipotético caso, en el cual el sistema planteado en el ejemplo de la Figura 5-2 a) presentase una regla sin posibilidad de activación, en este caso, el sistema de inferencia ANFIS deberá identificar esta regla, para este caso la Figura 5-2 a) presenta las reglas activadas mostradas en la Figura 5-2 b).



**Figura 5-2:** a) ANFIS o sistema de inferencia difusa neuro-adaptativa, presentando dos entradas y una salida b) Universos del discurso y sus reglas activadas.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El caso planteado para ejemplificar la no activación de una regla, no es probable para cuando se tienen dos variables cada uno con dos funciones de pertenencia, sin embargo para casos de identificación, de dos o más variables con más de dos funciones de pertenencia esto sí es posible. La Figura 5-2 b) ilustra el caso planteado, para el cual se tienen 25 reglas de las cuales se activan tan solo 18 durante el proceso de identificación neuro-difuso.

### 2.2.1.13. Aplicación del modelado difuso TSK a sistemas dinámicos

La aplicación del sistema de inferencia difuso, propuesto por Takagi-Sugeno-Kang, presenta la bondad de caracterizar variables dependientes de una o más variables independientes, lo que le

ha concedido el calificativo de aproximador universal de funciones, siendo el grado de precisión un atributo impuesto por el usuario de la técnica (L.-X. Wang, 1997; L. X. Wang, 1992; Zeng & Singh, 1995, 1996).

La selección, en esta memoria, del sistema de inferencia de Takagi-Sugeno-Kang, para el desarrollo de modelos aplicados a servomotor, generador y turbinas Francis, obedece, además de al hecho de presentar mayor aceptación (Takagi y Sugeno 1984, 55-60), a su sencillez de cómputo respecto a otros sistemas de inferencia propuestos en la literatura (Baturone et al., 1997; Jang, 1993; Mendel, 1995; Miki & Yamakawa, 1995; Yamakawa, 1993). Adicionalmente se cuenta con la aprobación experimental de lo expuesto por parte de diseñadores de controladores quienes avalan el método TSK (Franchi et al., 1998; Guo et al., 1996; Rodríguez-Vázquez et al., 1999), siendo uno de los principales atributos la claridad en la interpretación de las reglas de inferencia, conllevando esto a implementaciones más simples (Yamakawa, 1993).

### **2.3. Sistema de inferencia difuso de orden cero TSK, aplicadas al desarrollo de modelos de sistemas de una unidad hidrogenadora Francis**

#### **2.3.1. Modelo de la turbina, consideración clásica lineal ideal y no ideal**

El Dr. Quiroga, en su tesis doctoral (Quiroga, 2000), plantea que el modelo de fase no mínima, para una turbina, con un polo y un cero ha sido la función de transferencia en variable de desviación más difundida para relacionar pequeñas desviaciones de las paletas móviles (o el servomotor) y la potencia mecánica de una unidad hidrogenadora.

Así mismo, el autor citado plantea que durante las últimas tres décadas, autores como: Wozniak (1990), Luqing y otros (1989), Undrill y Woodward (1967), IEEE committee report (1973), y Kundur (1994) han considerado el modelo ideal de la turbina con la columna de agua inelástica en sus publicaciones, linealizando, en variable desviación, respecto a un punto de operación.

Otros autores como Sanathanan (1987) plantearon propuestas de segundo orden como opción de reproducir las oscilaciones de presión que suelen presentarse en la tubería forzada y la caja espiral de las unidades hidrogenadoras

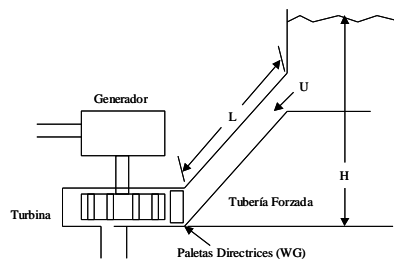
En 1992 la IEEE Working Group (IEEE Working Group Report, 2013), concluyó que los modelos linealizados de primer orden eran útiles para la sintonización de reguladores de velocidad para cuando se emplean técnicas de control lineal para lo cual deben identificarse los parámetros considerando dos casos: el caso de la condición de operación de red aislada a máxima potencia,

y el caso en pequeña señal para estudio de estabilidad del sistema de potencia tendentes a disminuir el efecto de las oscilaciones inter-áreas.

La función de transferencia clásica de una turbina hidráulica ideal ha sido ampliamente difundida y consultada en la obra del Dr. Kundur (Kundur 1994, pp. 383). Kundur sostiene que la representación de turbinas hidráulicas y de columnas de agua en estudios de estabilidad se basa en las siguientes asunciones:

- Las resistencias hidráulicas son despreciables.
- La tubería forzada es inelástica y el agua es incompresible.
- La velocidad del agua varía directamente proporcional a la apertura de paletas y con la raíz cuadrada de la caída neta.
- La potencia de salida de la turbina es proporcional al producto de la caída neta y al caudal turbinado.

La Figura 6-2 presenta los elementos esenciales de una planta hidroeléctrica, para los fines de la presente memoria.



**Figura 6-2:** Elementos esenciales de una planta hidroeléctrica

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El autor citado afirma que las características de la turbina y de la tubería forzada son determinadas por tres ecuaciones básicas relacionadas como se muestra seguidamente:

- Velocidad del agua en la tubería.
- Potencia mecánica de la turbina.
- Aceleración de la columna de agua.

La velocidad del agua en la tubería es dada por la ecuación (27)

$$U = K_u G \sqrt{H} \quad (27)$$

Dónde:



- U = velocidad del agua  
 G = Posición de las paletas  
 H = nivel de agua medido desde la cabecera hasta las paletas  
 K<sub>u</sub> = constante de proporcionalidad

Para pequeñas desviaciones alrededor del punto de operación se plantea la ecuación (28):

$$\Delta U = \frac{\partial U}{\partial H} \Delta H + \frac{\partial U}{\partial G} \Delta G \quad (28)$$

Sustituyendo la expresión apropiada para las derivadas parciales y dividiendo todo por  $U_0 = K_u G_0 \sqrt{H_0}$ , se obtiene la siguiente expresión en variable de desviación normalizada.

$$\Delta \bar{U} = \frac{1}{2} \Delta \bar{H} + \Delta \bar{G} \quad (29)$$

Donde el subíndice cero en la expresión  $U_0 = K_u G_0 \sqrt{H_0}$ , denota las condiciones en el estado estacionario inicial, el prefijo  $\Delta$  denota una pequeña desviación y la suprabarra “ $\bar{\quad}$ ” indica que son valores normalizados basados en los valores de operación en el estado estacionario.

La potencia mecánica de la turbina es proporcional al producto de la presión y el flujo, de allí que la ecuación (30), para la potencia, se establezca como se observa:

$$P_m = K_p H U \quad (30)$$

Linealizando por consideración de pequeños desplazamientos y normalizando, dividiendo ambos lados por  $P_{m0} = K_p H_0 U_0$  se tiene:

$$\frac{\Delta P_m}{P_{m0}} = \frac{\Delta H}{H_0} + \frac{\Delta U}{U_0} \quad (31)$$

O lo que es igual:

$$\Delta \bar{P}_m = \Delta \bar{H} + \Delta \bar{U} \quad (32)$$

Sustituyendo por la variable desviación  $\Delta \bar{U}$  de la ecuación (29) se tiene:

$$\Delta \bar{P}_m = 1.5 \Delta \bar{H} + \Delta \bar{G} \quad (33)$$

Alternativamente por sustitución de  $\Delta H$  de la ecuación (29), se puede escribir la ecuación (34):

$$\Delta \bar{P}_m = 3 \Delta \bar{U} - 2 \Delta \bar{G} \quad (34)$$

La aceleración de la columna de agua debido a los cambios en la cabecera con respecto a la turbina es caracterizada por la segunda Ley de Newton del movimiento y puede ser expresada como se plantea en la ecuación (35).

$$(\rho LA) \frac{d\Delta U}{dt} = -A(\rho a_g) \Delta H \quad (35)$$

Dónde:

L	=	longitud del conducto
A	=	área de la tubería
$\rho$	=	densidad de masa
$a_g$	=	aceleración debido a la gravedad
$\rho LA$	=	masa de agua en el conducto
$\rho a_g \Delta H$	=	cambio incremental en la presión de la paleta de la turbina
t	=	tiempo en segundos.

Dividiendo ambos lados por  $A\rho a_g H_0 U_0$  la ecuación de la aceleración es normalizada y llega a ser tal como se plantea en la ecuación (36):

$$T_W \frac{d\Delta \bar{U}}{dt} = -\Delta \bar{H} \quad (36)$$

Dónde por definición  $T_W$  es igual a la ecuación (37):

$$T_W = \frac{LU_0}{a_g H_0} \quad (37)$$

Aquí  $T_W$  se refiere al tiempo de inercia del agua en representación al tiempo requerido para que la cabecera  $H_0$  acelere el agua en la tubería desde el reposo hasta la velocidad  $U_0$ . Debe notarse que  $T_W$  varía con la carga. Según Kundur  $T_W$  a carga completa está entre 0,5 y 4 segundos.

La ecuación (37) representa una característica importante de las plantas hidráulicas.

De las ecuaciones (29) y (36) se pueden expresar las relaciones entre los cambios de la velocidad y los cambios en la posición de las paletas dando como resultado la siguiente ecuación:

$$T_W \frac{d\Delta \bar{U}}{dt} = 2(\Delta \bar{G} - \Delta \bar{U}) \quad (38)$$

Reemplazando el operador  $d/dt$  con el operador de Laplace  $s$ . Se pueden escribir las ecuaciones que conllevan a la ecuación (40):

$$T_W s \Delta \bar{U} = 2(\Delta \bar{G} - \Delta \bar{U}) \quad (39)$$

$$\Delta\bar{U} = \frac{1}{1 + \frac{1}{2}T_W s} \Delta\bar{G} \quad (40)$$

Sustituyendo a  $\Delta\bar{U}$  de la ecuación (34) y reorganizando se puede obtener la ecuación (41):

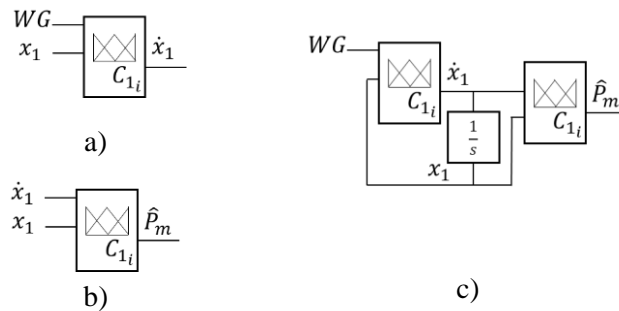
$$\frac{\Delta\bar{P}_m}{\Delta\bar{G}} = \frac{1 - T_W s}{1 + \frac{1}{2}T_W s} \quad (41)$$

La ecuación (41) representa la función de transferencia clásica de una turbina hidráulica y muestra como la potencia de salida de la turbina cambia para cuando la apertura de paletas experimenta una variación en un comportamiento de una turbina ideal, donde  $\Delta\bar{P}_m$ , es la variación de potencia mecánica y  $\Delta\bar{G}$ , es la variación de apertura de las paletas móviles, ambas en variable de desviación, siendo  $T_W$  la constante de inercia del agua.

### 2.3.2. Modelo de primer orden para reproducir la potencia mecánica de una turbina Francis

La propuesta de desarrollo de modelo de primer orden para reproducir la potencia mecánica de una turbina Francis que emplea sistemas de inferencia difusos tiene por propósito presentar el enfoque de la metodología para el desarrollo de dicho modelo.

#### 2.3.2.1. Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada primera del estado de la turbina y su potencia mecánica



**Figura 7-2:** a) Estructura del sistema de inferencia difuso para predecir la derivada primera del estado de la potencia mecánica b) de la potencia mecánica y c) Modelo diferencial difuso de la turbina

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

La representación de un estado controlable (Ogata 2010, pp. 649), en cuanto estructura, permite establecer la forma de la estructura del sistema neurodifuso y su interconexión con los integradores para reproducir la dinámica de un sistema. En la Figura 7-2 a) y b) se muestra la estructura neurodifusa que predicen tanto a la primera derivada del modelo de la turbina como a

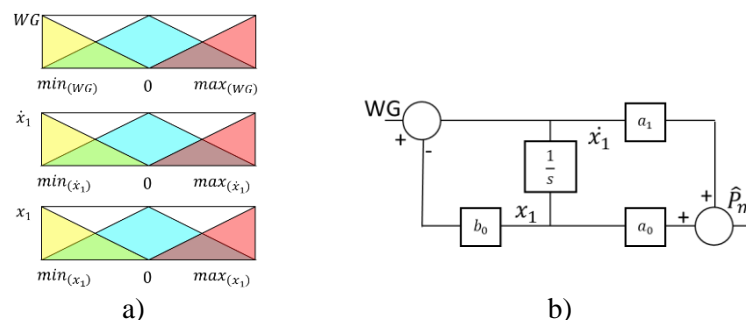
su salida o potencia mecánica, siendo la Figura 7-c) la estructura diferencial neurodifusa de la turbina para predecir el comportamiento dinámico de la potencia mecánica.

### 2.3.2.2. Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia de la turbina

En el universo del discurso de la variable, las funciones de pertenencia determinan conjuntos que establecen el grado de verdad de la variable respecto a cada una de las funciones de pertenencia. Considerando la regla de amplio uso referida por Jhon Yen y Reza Langari (Yen y Langari 1999, pp. 168), se tiene que las funciones de pertenencia solamente se solapan con sus vecinas y adicionalmente se tiene que la suma de los grados de verdad deben ser igual a la unidad, el planteamiento de esta regla conlleva a la conclusión de que la cantidad de reglas activadas en un sistema de  $n$  variables es menor o igual a la potencia de  $n$  con base dos, siendo  $n=2$ , para el ejemplo, se concluye que la cantidad de reglas es menor o igual que  $2^2$  ó 4 dentro de un universo de reglas igual a la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia para cada una de las variables.

Una consideración para plantear el intervalo del universo del discurso, consiste en determinar los valores máximo y mínimo para cada una de las variables, así como también, en caso de presentar valores positivos y negativos, en el universo del discurso, se debe considerar el valor cero como parte del universo del discurso.

Considerando que tanto la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia determinan la cantidad de reglas, así como también la cantidad de variables involucradas en el proceso de identificación se tiene que con tres funciones de pertenencia por variables se totaliza una cantidad de  $3^2$  ó 9 reglas. Cada regla del sistema de inferencia presenta un singleton asociado. La Figura 8-2 a) es un ejemplo de los universos del discurso para cuando se considera una aproximación de primer orden de la potencia mecánica.



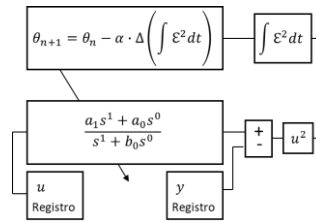
**Figura 8-2:** a) Funciones de pertenencia del modelo b) modelo LTI para estimar el universo del discurso de la turbina.

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

Con ayuda del o los estados, según el caso, y el comportamiento de la entrada, tomando en consideración un modelo diferencial lineal, previamente identificado, como el mostrado en la Figura 8-2 b) se estiman los valores máximos y mínimos del universo del discurso de cada una de las variables.

**2.3.2.3. Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada primera del estado del modelo diferencial neurodifuso y la caracterización de la potencia mecánica de la turbina**

Un modelo diferencial neurodifuso no puede entrenarse si éste no está inicializado de forma aproximada tal que se garantice la estabilidad del sistema, es por ello que el primer paso es identificar un modelo diferencial LTI, tal que sus parámetros permitan obtener un comportamiento cuya evaluación, mediante simulación, permita encontrar valores de partida para los singletons del modelo neurodifuso (Rodríguez-Flores 2009, pp. 244). La Figura 9-2 presenta la estructura de identificación por medio del gradiente decreciente de una función de costo igual a la integral del cuadrado del error de predicción.



**Figura 9-2:** Estructura de identificación del modelo LTI de la turbina por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error.

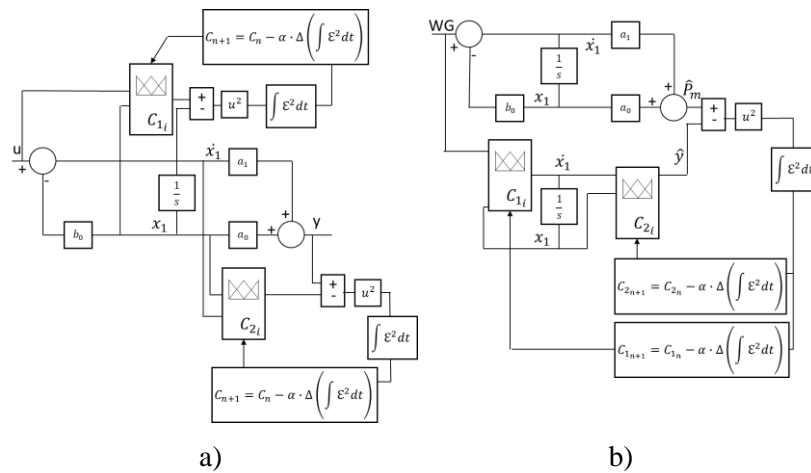
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

La estructura TSK para modelos difusos permiten estimar la derivada del estado del modelo diferencial LTI, para ello debe cumplirse la ecuación (42) y la ecuación (43) para estimar la salida o potencia mecánica en este caso. Para ambas expresiones  $\mu$  es el grado de pertenencia a la función de membresía de la variable, en el universo del discurso, y  $C$  es el singleton asociado a la regla definida por T-norma.

$$\frac{d^1}{dt^1} \hat{x}_1 = \left\{ \begin{array}{l} +C_{1(1,1)} \mu_{(1,1)} \mu_{(2,1)} \\ +C_{1(2,1)} \mu_{(1,2)} \mu_{(2,1)} \\ \vdots \\ +C_{1(2,3)} \mu_{(1,2)} \mu_{(2,3)} \\ +C_{1(3,3)} \mu_{(1,3)} \mu_{(2,3)} \end{array} \right\} \quad (42)$$

$$\hat{P}_m = \hat{y} = \begin{Bmatrix} +C_{2(1,1)} \mu(1,1) \mu(2,1) \\ +C_{2(2,1)} \mu(1,2) \mu(2,1) \\ \vdots \\ +C_{2(2,3)} \mu(1,2) \mu(2,3) \\ +C_{2(3,3)} \mu(1,3) \mu(2,3) \end{Bmatrix} \quad (43)$$

Para poder entrenar el singleton asociado a cada norma, es importante realizarlo en dos etapas. La primera etapa es la de inicialización, en ella se busca el mejor valor para cada singleton, tomando como referencia el desempeño del sistema lineal identificado para tal fin. Esto se puede apreciar en la Figura 10-2 a), en donde se puede observar cómo se entrena el singleton mediante ajustes sucesivos a la variable a predecir, pero sin dinámica asociada a su desempeño.



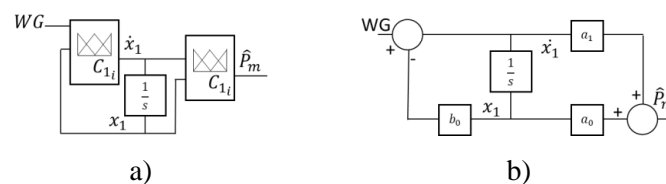
**Figura 10-2:** a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletons del modelo diferencial neurodifuso de la turbina.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

La segunda etapa, observada en la Figura 10-2 b) se tiene el entrenamiento, minimizando la función de costo del cuadrado del error, siendo este un proceso de optimización iterativo que exige la corrida de la dinámica, contrastando el desempeño de ambos modelos diferenciales, el LTI obtenido con base en las muestras y el neurodifuso. Ahora bien, considerando que la inicialización resultó estable en la primera etapa, la segunda etapa corrige y mejora el desempeño global considerando la dinámica con los detalles del sistema LTI, es por esta razón que se afirma que el modelo diferencial neurodifuso, sin entrenar respecto al comportamiento no lineal, ya está en capacidad de reproducir el comportamiento del modelo diferencial lineal con una correlación unitaria.

#### 2.3.2.4. Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo de la turbina.

Una vez planteada la estructura para ambos modelos diferenciales, se cuenta con la capacidad de reproducir el comportamiento de la turbina y por ende su potencia mecánica, claro está que considerando lo que su orden nominal reducido permite evidenciar, por lo tanto, es un modelo restringido, que reproduce bien el comportamiento a grandes rasgos pero que no puede evidenciar detalles tales como las pulsaciones de potencia y otros fenómenos de tipo hidráulico tales como pulsaciones de presión o cavitación. No obstante es un modelo que bien permite la sintonización de controladores y la evaluación del sistema en conjunto, está demás decir, operando en lazo cerrado (IEEE Working Group Report 2013, pp. 167-179) . Ahora la Figura 11-2 a) presenta la estructura del modelo diferencial neurodifuso, cuya principal bondad radica en el hecho de poder, luego de un entrenamiento, reproducir el comportamiento con mayor precisión considerando que conceptualmente la constante de inercia del agua es un parámetro que depende del punto de operación y por ende, del caudal turbinado, resulta claro que esto es un comportamiento no lineal que presenta la turbina.



**Figura 11-2:** Estructura del modelo diferencial de la turbina y su potencia mecánica, a) neurodifuso, b) LTI.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

La Figura 11-2 b) muestra la estructura del modelo diferencial lineal invariante en el tiempo LTI, obtenido a partir de los registros. Este modelo es necesario para estudios clásicos y evaluaciones de respuesta en frecuencia bajo los criterios de aceptación, no obstante suele considerarse como poco representativo para comportamiento en el espectro amplio de operación que presenta la unidad, sin embargo es necesario para muchas consideraciones de cálculo y estimación de participación en la recuperación dinámica de la frecuencia del sistema eléctrico.

### 2.3.3. Modelo de primer orden para reproducir la potencia eléctrica del generador

La propuesta de desarrollo de modelo de primer orden para reproducir la potencia eléctrica del generador que emplea sistemas de inferencia difusos tiene por propósito presentar el enfoque de la metodología para el desarrollo de dicho modelo.

#### 2.3.3.1. Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada primera del estado del generador

La representación de un estado controlable (Ogata 2010, pp. 649), en cuanto estructura, permite establecer la forma de la estructura del sistema neurodifuso y su interconexión con los integradores para reproducir la dinámica de un sistema. En la Figura 12-2 a) se muestra la estructura neurodifusa que predice la primera derivada del modelo del generador, siendo la Figura 12-2 b) la estructura diferencial neurodifusa del generador para predecir el comportamiento dinámico de la potencia eléctrica.



**Figura 12-2:** a) Estructura del sistema de inferencia difuso para predecir la derivada primera de la potencia eléctrica b) Modelo diferencial neurodifuso del generador.

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 2.3.3.2. Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia del generador

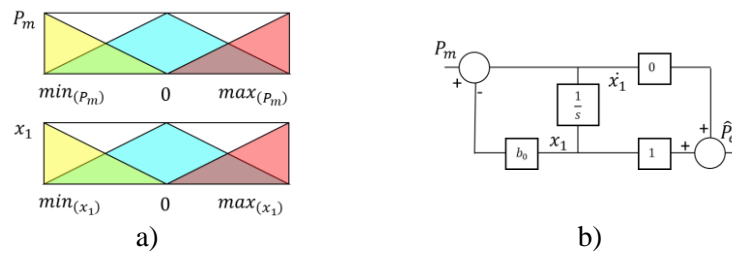
En el universo del discurso de la variable, las funciones de pertenencia determinan conjuntos que establecen el grado de verdad de la variable respecto a cada una de las funciones de pertenencia. Considerando la regla de amplio uso referida por Jhon Yen y Reza Langari (Yen y Langari 1999, pp. 168), se tiene que las funciones de pertenencia solamente se solapan con sus vecinas y adicionalmente se tiene que la suma de los grados de verdad deben ser igual a la unidad, el planteamiento de esta regla conlleva a la conclusión de que la cantidad de reglas activadas en un sistema de  $n$  variables es menor o igual a la potencia de  $n$  con base dos, siendo  $n=2$ , para el ejemplo, se concluye que la cantidad de reglas es menor o igual que  $2^2$  ó 4 dentro de un universo de reglas igual a la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia para cada una de las variables.

Una consideración para plantear el intervalo del universo del discurso, consiste en determinar los valores máximo y mínimo para cada una de las variables, así como también, en caso de presentar valores positivos y negativos, en el universo del discurso, se debe considerar el valor cero como parte del universo del discurso.

Considerando que tanto la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia determinan la cantidad de reglas, así como también la cantidad de variables involucradas en el proceso de identificación se tiene que con tres funciones de pertenencia por variables se totaliza una cantidad de  $3^2$  ó 9 reglas. Cada regla del sistema de inferencia presenta un singleton asociado. La Figura



13-2 a) es un ejemplo de los universos del discurso para cuando se considera una aproximación de primer orden de la potencia eléctrica.



**Figura 13-2:** a) Funciones de pertenencia del modelo del generador b) modelo LTI para estimar el universo del discurso del generador.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

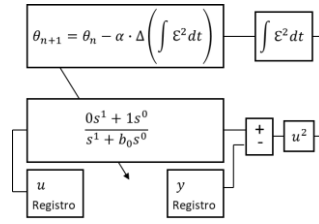
Con ayuda del o los estados, según el caso, y el comportamiento de la entrada, tomando en consideración un modelo diferencial lineal, previamente identificado, como el mostrado en la Figura 13-2 b) se estiman los valores máximos y mínimos del universo del discurso de cada una de las variables.

### 2.3.3.3. Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada primera del estado del modelo diferencial neurodifuso de la potencia eléctrica del generador

Un modelo diferencial neurodifuso no puede entrenarse si éste no está inicializado de forma aproximada tal que se garantice la estabilidad del sistema (Rodríguez-Flores 2009, pp. 244), es por ello que el primer paso es identificar un modelo diferencial LTI, tal que sus parámetros permitan obtener un comportamiento cuya evaluación, mediante simulación, permita encontrar valores de partida para los singletons del modelo neurodifuso.

La Figura 14-2 presenta la estructura de identificación por medio del gradiente decreciente de una función de costo igual a la integral del cuadrado del error de predicción.

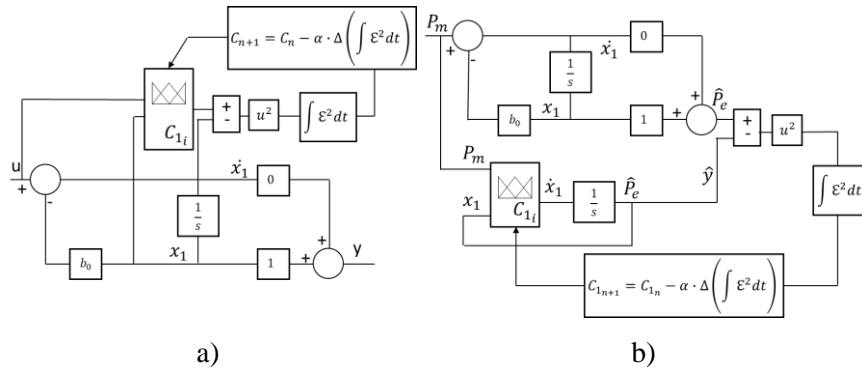
La estructura TSK para modelos difusos permiten estimar la derivada del estado del modelo diferencial LTI, para ello debe cumplirse la ecuación (44), siendo  $\mu$  el grado de pertenencia de función de membresía de la variable, en el universo del discurso, y  $C$  es el singleton asociado a la regla definida por T-norma.



**Figura 14-2:** Estructura de identificación del modelo LTI del generador por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

$$\frac{d^1}{dt^1} \hat{x}_1 = \begin{Bmatrix} +C_{1(1,1)} \mu(1,1) \mu(2,1) \\ +C_{1(2,1)} \mu(1,2) \mu(2,1) \\ \vdots \\ +C_{1(2,3)} \mu(1,2) \mu(2,3) \\ +C_{1(3,3)} \mu(1,3) \mu(2,3) \end{Bmatrix} \quad (44)$$

Para poder entrenar el singletón asociado a cada norma, es importante realizarlo en dos etapas. La primera etapa es la de inicialización, en ella se busca el mejor valor para cada singletón, tomando como referencia el desempeño del sistema lineal identificado para tal fin. Esto se puede apreciar en la Figura 15-2 a), en donde se puede observar cómo se entrena el singletón mediante ajustes sucesivos a la variable a predecir, pero sin dinámica asociada a su desempeño.



**Figura 15-2:** a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletones del modelo diferencial neurodifuso del generador.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

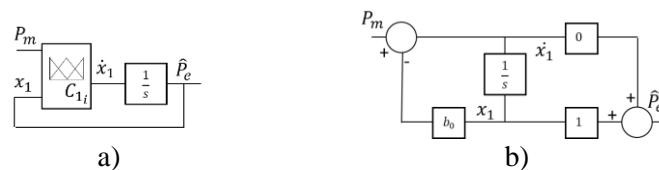
La segunda etapa, observada en la Figura 15-2 b) se tiene el entrenamiento, minimizando la función de costo del cuadrado del error, siendo este un proceso de optimización iterativo que exige la corrida de la dinámica, contrastando el desempeño de ambos modelos diferenciales, el LTI obtenido con base en las muestras y el neurodifuso. Ahora bien, considerando que la inicialización resultó estable en la primera etapa, la segunda etapa corrige y mejora el desempeño global considerando la dinámica con los detalles del sistema LTI, es por esta razón que se afirma que el modelo diferencial neurodifuso, sin entrenar respecto al comportamiento no lineal, ya está

en capacidad de reproducir el comportamiento del modelo diferencial lineal con una correlación unitaria.

#### 2.3.3.4. Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo del generador.

Una vez planteada la estructura para ambos modelos diferenciales, se cuenta con la capacidad de reproducir el comportamiento del generador y por ende su potencia eléctrica, claro está que considerando lo que su orden nominal reducido permite evidenciar. Ahora la Figura 16-2 a) presenta la estructura del modelo diferencial neurodifuso, cuya principal bondad radica en el hecho de poder, luego de un entrenamiento, reproducir el comportamiento con mayor precisión.

La Figura 16-2 b) muestra la estructura del modelo diferencial lineal invariante en el tiempo LTI, obtenido a partir de los registros. Este modelo es necesario para estudios clásicos y evaluaciones de respuesta en frecuencia bajo los criterios de aceptación y para la estimación de participación en la recuperación dinámica de la frecuencia del sistema eléctrico.



**Figura 16-2:** Estructura del modelo diferencial de la potencia eléctrica del generador a) difuso b) LTI.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

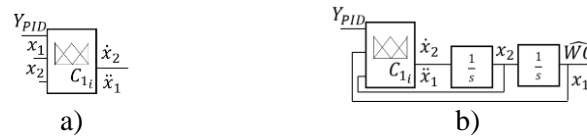
#### 2.3.4. Modelo de segundo orden para reproducir la posición del servomotor o paletas directrices

La propuesta de desarrollo de modelo de segundo orden para reproducir la posición del servomotor que emplea sistemas de inferencia difusos tiene por propósito presentar el enfoque de la metodología para el desarrollo de dicho modelo.

##### 2.3.4.1. Estructura del sistema difuso para la caracterización de la derivada segunda del estado del servomotor o paletas directrices

La representación de un estado controlable (Ogata 2010, pp. 649), en cuanto estructura, permite establecer la forma de la estructura del sistema neurodifuso y su interconexión con los integradores para reproducir la dinámica de un sistema. En la Figura 17-2 a) se muestra la estructura neurodifusa que predice la segunda derivada del modelo del servomotor, siendo la

Figura 17-2 b) la estructura diferencial neurodifusa del servomotor para predecir el comportamiento dinámico de la posición del servomotor o wicket gate (paletas directrices).



**Figura 17-2:** a) Estructura del sistema de inferencia difusa para predecir la derivada segunda de la posición del servomotor b) Modelo diferencial neurodifuso del servomotor.

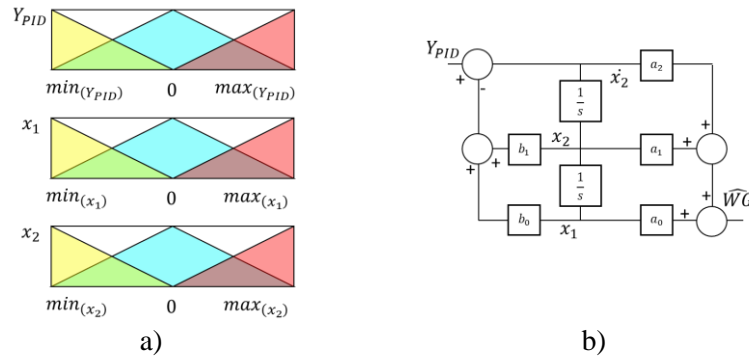
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 2.3.4.2. Consideraciones para la asignación de las funciones de pertenencia del servomotor o paletas directrices

En el universo del discurso de la variable, las funciones de pertenencia determinan conjuntos que establecen el grado de verdad de la variable respecto a cada una de las funciones de pertenencia. Considerando la regla de amplio uso referida por Jhon Yen y Reza Langari (Yen y Langari 1999, pp. 168), se tiene que las funciones de pertenencia solamente se solapan con sus vecinas y adicionalmente se tiene que la suma de los grados de verdad deben ser igual a la unidad, el planteamiento de esta regla conlleva a la conclusión de que la cantidad de reglas activadas en un sistema de  $n$  variables es menor o igual a la potencia de  $n$  con base dos, siendo  $n=3$ , para el ejemplo, se concluye que la cantidad de reglas es menor o igual que  $2^3$  u 8 dentro de un universo de reglas igual a la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia para cada una de las variables.

Una consideración para plantear el intervalo del universo del discurso, consiste en determinar los valores máximo y mínimo para cada una de las variables, así como también, en caso de presentar valores positivos y negativos, en el universo del discurso, se debe considerar el valor cero como parte del universo del discurso.

Considerando que tanto la productoria de las cantidades de funciones de pertenencia determinan la cantidad de reglas, así como también la cantidad de variables involucradas en el proceso de identificación se tiene que con tres funciones de pertenencia por variables se totaliza una cantidad de  $3^3$  ó 27 reglas. Cada regla del sistema de inferencia presenta un singleton asociado. La Figura 18-2 a) es un ejemplo de los universos del discurso para cuando se considera una aproximación de segundo orden de la posición del servomotor.



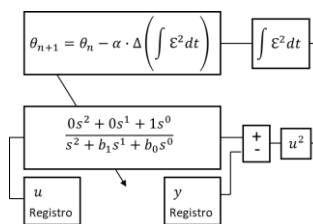
**Figura 18-2:** a) Funciones de pertenencia del modelo del servomotor b) modelo LTI para estimar el universo del discurso del servomotor.

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

Con ayuda de los estados y el comportamiento de la entrada, tomando en consideración un modelo diferencial lineal, previamente identificado, como el mostrado en la Figura 18-2 b) se estiman los valores máximos y mínimos del universo del discurso de cada una de las variables.

**2.3.4.3. Consideraciones para la inicialización de los singletons empleados en la caracterización de la derivada segunda del estado del modelo diferencial neurodifuso de la posición del servomotor**

Un modelo diferencial neurodifuso no puede entrenarse si éste no está inicializado de forma aproximada tal que se garantice la estabilidad del sistema (Rodríguez-Flores 2009, pp. 244), es por ello que el primer paso es identificar un modelo diferencial LTI, tal que sus parámetros permitan obtener un comportamiento cuya evaluación, mediante simulación, permita encontrar valores de partida para los singletons del modelo neurodifuso. La Figura 19-2 presenta la estructura de identificación por medio del gradiente decreciente de una función de costo igual a la integral del cuadrado del error de predicción.



**Figura 19-2:** Estructura de identificación del modelo LTI del servomotor por optimización de la función de costo de la integral del cuadrado del error

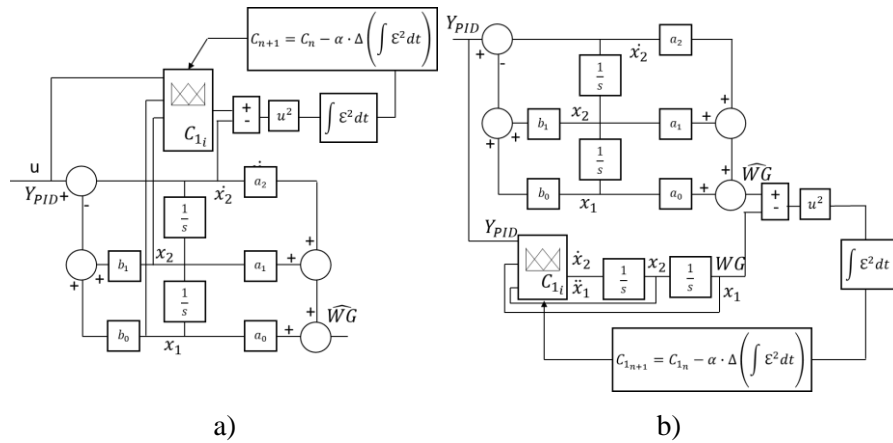
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

La estructura TSK para modelos difusos permiten estimar la derivada del estado del modelo diferencial LTI, para ello debe cumplirse la ecuación (45), siendo  $\mu$  el grado de pertenencia de

función de membresía de la variable, en el universo del discurso, y  $C$  es el singletón asociado a la regla definida por T-norma.

$$\frac{d^1}{dt^1} \hat{x}_2 = \left\{ \begin{array}{l} +C_{1(1,1,1)} \mu_{(1,1)} \mu_{(2,1)} \mu_{(3,1)} \\ +C_{1(2,1,1)} \mu_{(1,2)} \mu_{(2,1)} \mu_{(3,1)} \\ \vdots \\ +C_{1(2,3,3)} \mu_{(1,2)} \mu_{(2,3)} \mu_{(3,3)} \\ +C_{1(3,3,3)} \mu_{(1,3)} \mu_{(2,3)} \mu_{(3,3)} \end{array} \right\} \quad (45)$$

Para poder entrenar el singletón asociado a cada norma, es importante realizarlo en dos etapas. La primera etapa es la de inicialización, en ella se busca el mejor valor para cada singletón, tomando como referencia el desempeño del sistema lineal identificado para tal fin. Esto se puede apreciar en la Figura 20-2 a), en donde se puede observar cómo se entrena el singleton mediante ajustes sucesivos a la variable a predecir, pero sin dinámica asociada a su desempeño.



**Figura 20-2:** a) Inicialización y b) ajuste dinámico, de singletones del modelo diferencial neurodifuso del servomotor.

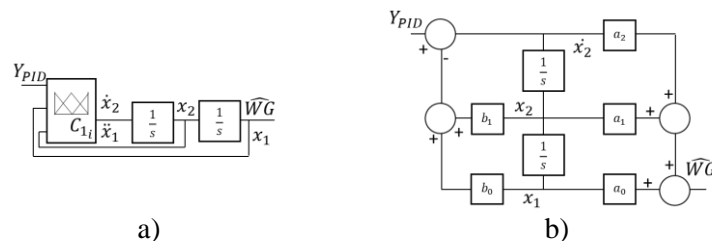
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

La segunda etapa, observada en la Figura 20-2 b) se tiene el entrenamiento, minimizando la función de costo del cuadrado del error, siendo este un proceso de optimización iterativo que exige la corrida de la dinámica, contrastando el desempeño de ambos modelos diferenciales, el LTI obtenido con base en las muestras y el neurodifuso. Ahora bien, considerando que la inicialización resultó estable en la primera etapa, la segunda etapa corrige y mejora el desempeño global considerando la dinámica con los detalles del sistema LTI, es por esta razón que se afirma que el modelo diferencial neurodifuso, sin entrenar respecto al comportamiento no lineal, ya está en capacidad de reproducir el comportamiento del modelo diferencial lineal con una correlación unitaria.

**2.3.4.4. Implementación del modelo diferencial neurodifuso y modelo diferencial lineal invariante en el tiempo del servomotor o paletas directrices.**

Una vez planteada la estructura para ambos modelos diferenciales, se cuenta con la capacidad de reproducir el comportamiento del servomotor y por ende su posición, claro está que considerando lo que su orden nominal reducido permite evidenciar. Ahora la Figura 21-2 a) presenta la estructura del modelo diferencial neurodifuso, cuya principal bondad radica en el hecho de poder, luego de un entrenamiento, reproducir el comportamiento con mayor precisión.

La figura Figura 21-2 b) muestra la estructura del modelo diferencial lineal invariante en el tiempo LTI, obtenido a partir de los registros. Este modelo es necesario para estudios clásicos y evaluaciones de respuesta en frecuencia bajo los criterios de aceptación.



**Figura 21-2:** Estructura del modelo diferencial del servomotor a) difuso b) LTI.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

#### 2.4. Funciones de costo implementada para la optimización de los modelos y sintonización del controlador PID

Plantear una función de costo tal que minimice el estrés mecánico medido a nivel de servomotores para el ajuste del controlador PID tanto neurodifuso como LTI, es un objetivo específico que preserva las condiciones de seguridad estructural del monolito en el cual se encuentra embutida la unidad hidrogeneradora de electricidad. Plantear una función de costo con el propósito mencionado es garantía de encontrar parámetros que satisfagan, de la mejor manera, el desempeño temporal deseado.

Es importante destacar que, aunque se plantee esta función de costo, las consideraciones de corrección, tanto de frecuencia como de potencia, que involucren un gradiente de cambio de posición en los servomotores, se encuentran prefijadas durante la sintonización y ajuste mecánico del servomotor, por lo tanto, una función de costo con este fin pretende alcanzar valores óptimos respetando estas limitaciones tal que durante la operación el regulador no violente la zona de operación lineal impuesta por la no linealidad presente en los servomotores.

Conceptualmente, la función de costo debe ser de tipo global y su totalización no debe presentar la cancelación o dependencia de signos. Bajo estas condiciones, se tiene en consecuencia, que la función de costo involucra integrales o sumatorias, y a su vez funciones pares tal que el resultado de su aplicación sea siempre un valor positivo. Para el caso de interés, debe ser capaz de minimizar la diferencia entre la señal patrón del comportamiento deseado, pero con la mínima velocidad de la máxima posible que pueda tomar el servomotor en su corrección. En función de lo enunciado se plantea la siguiente función de costo:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{P}_{ei} - P_{ei})^2 + \alpha \left( \frac{dy_{sm}}{dt} \right)^2 \quad (46)$$

La aplicación de la función de costo, que considera el desempeño deseado de la unidad hidrogeneradora, por tanto, de su potencia eléctrica, penaliza los ajustes en función de la velocidad de la reacción del servomotor durante la corrección, además del error cuadrático global.

Ahora bien, una penalización excesiva de la velocidad del servomotor, puede ocasionar que los parámetros de los controladores sean tal que no minimice lo suficiente la desviación respecto al patrón de desempeño deseado, para evitar esta situación se incorpora un factor de participación de este criterio de penalización, que por lo normal es mucho menor que la unidad.

Así mismo, la función de costo puede ser planteada desagregándola:

$$J = \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{P}_{ei} - P_{ei})^2 \right] + \alpha \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \left( \frac{dy_{sm}}{dt} \right)^2 \right] \quad (47)$$

Por lo que se puede definir la propuesta como una función de costo que contempla el error cuadrático respecto al patrón de desempeño deseado con un aporte en la penalización dado por un factor de participación del valor cuadrático de la velocidad del servomotor durante la corrección.

Finalmente, pero no menos importante, el resto de modelos se ajustaron empleando como función de costo la ecuación clásica en el mundo de la identificación, cuya naturaleza misma, es estadística pura por definición:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (48)$$



## 2.4.1. Optimización de modelos en la identificación de sistemas

### 2.4.1.1. Runge-Kutta de orden 4 para la simulación de sistemas dinámicos

Para desarrollar modelos diferenciales cuyo comportamiento se evalúa de manera numérica, es necesario aplicar métodos que permitan su resolución de la mejor manera posible. En particular, dado su gran precisión se emplea el método de los alemanes Runge y Kutta, y en un buen compromiso entre el costo computacional y la exactitud, se usa el método de cuarto orden (Chapra y Canales 2007, pp. 746-748).

### 2.4.1.2. Factor de correlación cuadrático multivariable de Pearson y el error cuadrático medio, error cuadrático medio relativo porcentual y sus raíces

Para poder efectuar valoración en muestras temporales, es necesario aplicar estadística propia para datos secuenciales como las que se usan en la identificación de sistemas, es por ello que se toma como referencia los criterios de Lennart Ljung para efectuar estos estudios comparativos (Ljung, 1999, pp. 170-196).

El principal indicador es el factor de correlación cuadrática multivariable, el cual se presenta con la  $r$  minúscula para indicar que se ha suprimido el nivel de tendencia medio de la señal a predecir, a la señal a predecir y a la predicción misma. Es importante señalar que el factor de correlación con la  $r$  minúscula, penaliza con mayor fuerza los errores de predicción.

$$r_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2} \quad (49)$$

La ecuación (49) es equivalente al factor de correlación cuadrática multivariable presentada por Pearson (Walpole, 2012), y aunque es recomendada en el campo de la identificación de sistema, es manifiesto el hecho de no poder acotar el valor entre 0 y 1. La ecuación (50) es la que se emplea en análisis de regresión, no obstante, tanto la ecuación (49) como la (50) provienen de una relación rectangular, para el mejor de los casos, entre la predicción, los datos predichos y el error, tal y como se observa en la ecuación (51).

$$r_y^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2} \quad (50)$$

$$\sum_{i=1}^N (y - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^N (\hat{y} - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^N (y - \hat{y})^2 \quad (51)$$

Otros criterios estadísticos empleados son, el error cuadrático medio, y el error cuadrático relativo porcentual, ecuaciones (52) y (53) respectivamente.

$$\mathcal{E}_{cm} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (52)$$

$$\mathcal{E}_{cr\%} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \times 100 \right)^2 \quad (53)$$

Ambos criterios resultan buenos indicadores, no obstante, la raíz cuadrada de estos indicadores arroja más información, es decir la raíz del error cuadrático medio, ecuación (54), es equivalente a una desviación estándar, y la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual, ecuación (55), es un indicador de dispersión porcentual cuya penalización es mayor a la penalización del coeficiente de variación de Pearson equivalente a la desviación estándar sobre su valor medio expresado de manera porcentual, ecuación (56).

$$RE_{cm} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (54)$$

$$RE_{cr\%} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \times 100 \right)^2} \quad (55)$$

$$CV\% = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i} \times 100 \quad (56)$$

Con este apartado y el anterior, se cubre el aspecto de valorar estadísticamente el desempeño temporal de los modelos diferenciales al momento de comparar con un desempeño temporal patrón.

### **2.4.1.3.** *Algoritmos de minimización de la función de costo que no requieren procesos de derivación*

Trabajos con machine learning (Ossai 2019, p. 8) presentan como tema introductorio a la optimización la técnica del descenso de la colina de Nealder-Mead (McKinnon 1998, pp. 2; Nelder y Mead 1965, pp. 308-313), el cual no requiere cálculos de derivadas, y depende de una figura geométrica básica que puede ser formada en una dimensión N y que presenta N+1 lados. La técnica requiere la introducción de un primer punto coordenado, de la figura geométrica, generando de manera automática los puntos restantes y produciendo un desplazamiento automático de la figura geométrica hasta alcanzar el valor mínimo.

Aún más intuitiva, y no dependiente de derivada alguna, es la técnica del ascenso de la colina, o técnica del descenso del valle, la cual se encuentra referenciada en el manual práctico de algoritmos genéticos (Dehghani et al. 2021, pp. 1-17)(Ahn 2006, pp. 1-25). Con esta técnica se pretende producir una variación constante en una dirección hasta que no se consiga mejora en la función de costo a optimizar, lo que conlleva a producir la variación de la variable siguiente, repitiéndose el ciclo hasta conseguir que se cumpla la condición de error deseada.

Una variante de la técnica del descenso del valle, para optimizar modelos candidatos, cuyos parámetros se desean identificar, con el objeto de reproducir el comportamiento obtenido durante pruebas experimentales de sistemas en evaluación se logra efectuando ajustes que propendan a la disminución de la función de costo haciendo uso de un autómatas secuencial para este fin (Bakaev y Razumnikova 2021, pp. 3-5). La variación de los parámetros se acota entre un paso máximo y un paso mínimo, como se puede observar en la ecuación (57).

$$\Delta\theta = \Delta\theta_{MAX} \frac{J}{J_0} \therefore \frac{J}{J_0} \leq 1 \wedge \Delta\theta_{MIN} \leq \Delta\theta \leq \Delta\theta_{MAX} \quad (57)$$

Luego de dado inicio al proceso de optimización automático, cada parámetro es cuestionado respecto al sentido de minimización o descenso de la función de costo, y su actualización continua cesa para cuando se cumple una condición de parada, pudiendo ser esta un error cuadrático medio mínimo, una cantidad específica de ciclos o la imposibilidad de producir una variación en los parámetros que conduzca a una mejora de la función de costo.

### **2.4.1.4.** *Algoritmos de minimización de la función de costo que requieren procesos de derivación*

Muchos de los casos de minimización de la función de costo que requieren procesos de derivación pueden ser enmarcados en lo que se titula métodos de minimización lineal sucesiva, siendo su

eficiencia cuestionable para cuando se está en presencia de una función costo no lineal no derivable. Si la función de costo presenta un mínimo en un punto, entonces las derivadas parciales de la función de costo evaluada en ese punto deben ser cero, siendo estas componentes las variables de un vector denominado gradiente (Kreyszig 2006, pp. 403). Haciendo uso del desarrollo de la expansión en serie de Taylor, de una función de costo cuyas variables de control se definen por el vector  $x$ , se tiene:

$$J(x) = J(x_n) + \nabla J(x_n)(x - x_n)^T + \frac{(x - x_n)^T H (x - x_n)}{2!} \quad (58)$$

Si se igualan a cero el gradiente de los términos segundo y tercero se tiene la siguiente ecuación:

$$\nabla J(x_n) + H \cdot \frac{(x - x_n)}{2!} = 0 \quad (59)$$

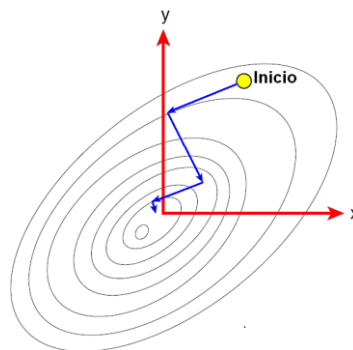
Desarrollando la ecuación (59) se obtiene la expresión general para la optimización de la función de costo:

$$x_{n+1} = x_n - H_1^{-1} \nabla J(x_n) \quad (60)$$

Considerando que la matriz  $H$  o Hessiana, por lo normal suele ser desconocida, la ecuación (60) se modifica y plantea como se muestra en (61).

$$x_{n+1} = x_n - \alpha_n A_n \nabla J(x_n) \quad (61)$$

En la ecuación (61) se tiene que  $\alpha_n$  es el tamaño del paso  $n$ -ésimo y  $A_n$  la aproximación a la matriz Hessiana en el paso en cuestión. Cuando  $A_n = I$ , se tiene que la ecuación (61) se convierte en el método del gradiente decreciente y cuando  $A_n = H_1^{-1}$  se tiene el método Newton-Raphson (Chapra y Canales 2007, pp. 148).



**Figura 22-2:** Proceso de búsqueda de un mínimo en una superficie de costo.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Para cualquiera de los casos (método del gradiente decreciente o Newton-Raphson) básicamente las técnicas numéricas parten de un punto aleatorio ubicado en la superficie de costo y se desplazan hasta encontrar un mínimo el cual se espera que sea el mínimo global. La Figura 22-2 ilustra este proceso.

## CAPÍTULO III

### 3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

#### 3.1. Identificación de variables

##### 3.1.1. Variables independientes

Las variables en el tiempo de potencia activa y orden del controlador de la unidad hidrogeneradora. Por lo tanto, las variables  $Y_{PID}$  y  $P_e$  registradas en un lapso de 60 segundos. Y la señal de predicción de potencia eléctrica  $\hat{P}_e$  la cual rige el entrenamiento para la sintonización de los controladores PID LTI y PID neurodifuso.

##### 3.1.2. Variables dependientes

Las variables dependientes son parámetros de los modelos diferenciales y neurodifusos, por lo tanto se tienen:  $T_W, K_G, T_G, K_{sm}, T_{sm}$ , para los modelos diferenciales lineales y los diferentes  $C_i$  de los modelos difusos.

#### 3.2. Operacionalización de variables

La matriz operacional de la variable como cuadro lógico de coherencia e interrelación metodológica y teórica, posee un conjunto de características que en esencia expresan su naturaleza y significación (Hernández et al., 2014).

Según (Hernández et al. 2014, pp. 211) “la operacionalización es el tránsito de la variable al ítem o valor. El paso de una variable teórica a indicadores empíricos verificables y medibles e ítems o equivalentes se le denomina operacionalización. La operacionalización se fundamenta en la definición conceptual y operacional de la variable. Cuando se construye un instrumento, el proceso más lógico para hacerlo es transitar de la variable a sus dimensiones o componentes, luego a los indicadores y finalmente a los ítems o reactivos y sus categorías”.

En el proceso de operacionalizar las variables que se estudian, como parte de la investigación, su conceptualización está vinculada con el problema y por su naturaleza de medición, numérica, su dimensionalidad no obedece a una conceptualización de una escala que permita dimensionarla puesto que las variables presentan dimensión por sí misma y su significado es propio y conocido por quienes manejan el tema. Considerando la naturaleza de lo estudiado y la pertinencia con el

tema de quienes lean el estudio, las dimensiones serán tal cual como si se estuviera hablando del sistema métrico internacional, salvo otras consideraciones propias de la jerga tales como las mediciones por unidad tomando como referencia los valores nominales.

**Tabla 1-3:** Operacionalización de variables

VARIABLE INDEPENDIENTE	CONCEPTUALIZACIÓN	DIMENSIONES	INDICADORES	DEFINICIÓN DE LOS INDICADORES	CRITERIO DE MEDICIÓN	TÉCNICA	INSTRUMENTO	ESCALA
$Y_{PID}$	Registro de la salida del controlador	[p. u.]	Tss Mp Sn	- Duración del registro. - Tiempos de Establecimiento - Sobrepasso de la señal. Equivalente $\omega_n$ y $\xi$ con el polo de la respuesta de un sistema de 2do orden	60 [s] Menor 60 [s] Menor 2 [p.u] Indirecta sobrepasso menor 20% y establecimiento menor a 15 segundos	- Métodos correlacionales basados en la minimización del error cuadrático medio entre las muestras. - Determinación de la banda de establecimiento bajo el criterio del 2% de la señal normalizada.	- Base de datos secuenciados. - gráficas temporales. - tablas comparativas.	Tiempo [s], sobrepasso menor a 1
$P_e$	Registro de la potencia de la unidad	[p. u.]	Tss Mp Sn	- Duración del registro. - Tiempos de Establecimiento - Sobrepasso de la señal. Equivalente $\omega_n$ y $\xi$ con el polo de la respuesta de un sistema de 2do orden	60 [s] Menor 60 [s] Menor 2 [p.u] Indirecta sobrepasso menor 20% y establecimiento menor a 15 segundos	- Métodos correlacionales basados en la minimización del error cuadrático medio entre las muestras. - Determinación de la banda de establecimiento bajo el criterio del 2% de la señal normalizada.	- Base de datos secuenciados. - gráficas temporales. - tablas comparativas.	Tiempo [s], sobrepasso menor a 1
$\bar{P}_e$	Registro patrón de la potencia de la unidad	[p. u.]	Tss Mp Sn	- Duración del registro. - Tiempos de Establecimiento - Sobrepasso de la señal. Equivalente $\omega_n$ y $\xi$ con el polo de la respuesta de un sistema de 2do orden	60 [s] Menor 60 [s] Menor 2 [p.u] Indirecta sobrepasso menor 20% y establecimiento menor a 15 segundos	- Métodos correlacionales basados en la minimización del error cuadrático medio entre las muestras. - Determinación de la banda de establecimiento bajo el criterio del 2% de la señal normalizada.	- Base de datos secuenciados. - gráficas temporales. - tablas comparativas.	Tiempo [s], sobrepasso menor a 1
VARIABLE DEPENDIENTE	CONCEPTUALIZACIÓN	DIMENSIONES	INDICADORES	DEFINICIÓN DE LOS INDICADORES	CRITERIO DE MEDICIÓN	TÉCNICA	INSTRUMENTO	ESCALA

**Tabla 1-3:** Operacionalización de variables

$T_W$	Tiempo desde el reposo hasta la velocidad nominal del agua.	[s]	REC MRP	Raíz del error cuadrático medio relativo porcentual	Tendencia a 0%	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 4 seg.
			REC M	Raíz del error cuadrático medio	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC M	Factor de correlación cuadrático multivariable	Tendencia a 1			
$K_G$	Eficiencia turbina generador	[p. u.]	REC MRP	Raíz del error cuadrático medio relativo porcentual	Tendencia a 0%	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 p.u.
			REC M	Raíz del error cuadrático medio	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC M	Factor de correlación cuadrático multivariable	Tendencia a 1			
$T_G$	Constante de tiempo del generador para establecerse al 99,32% del valor estable.	[s]	REC MRP	Raíz del error cuadrático medio relativo porcentual	Tendencia a 0%	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 seg.
			REC M	Raíz del error cuadrático medio	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC M	Factor de correlación cuadrático multivariable	Tendencia a 1			
$K_{sm}$	Ganancia asociada al posicionamiento del servomotor	[p. u.]	REC MRP	Raíz del error cuadrático medio relativo porcentual	Tendencia a 0%	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 p.u.
			REC M	Raíz del error cuadrático medio	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC M	Factor de correlación cuadrático multivariable	Tendencia a 1			



**Tabla 1-3:** Operacionalización de variables

Variable	Descripción	Unidad	Algoritmo	Tendencia	Método de identificación	Registro de datos	Rango de valores
$T_{sm}$	Constante de tiempo del servomotor para establecerse al 99,32% del valor final	[s]	REC	Tendencia a	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 seg.
			MRP	0%			
			M	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC	Tendencia a 1			
$C_{1T}$	Singletones de entrada al modelo diferencial difuso de la turbina	$\left[\frac{p.u.}{s}\right]$	REC	Tendencia a	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre $\pm 15 \left[\frac{p.u.}{s}\right]$ .
			MRP	0%			
			M	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC	Tendencia a 1			
$C_{2T}$	Singletones de salida del modelo diferencial difuso de la turbina	[p.u.]	REC	Tendencia a	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre $\pm 10$ [p.u.].
			MRP	0%			
			M	Tendencia a 0 p.u.			
			FCC	Tendencia a 1			

**Tabla 1-3:** Operacionalización de variables

$C_G$	Singletones de entrada al modelo diferencial difuso del generador	$\left[\frac{p.u.}{s}\right]$	REC	Raíz del error cuadrático medio relativo	Tendencia a 0	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	$\left[\frac{p.u.}{s}\right]$
			MRP	porcentual	0%			
			REC	Raíz del error cuadrático medio	p.u.			
			M					
			FCC		Tendencia a 1			
$T_G$	Constante de tiempo del generador para establecerse al 99,32% del valor final	[s]	REC	Raíz del error cuadrático medio relativo	Tendencia a 0	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 seg.
			MRP	porcentual	0%			
			REC	Raíz del error cuadrático medio	p.u.			
			M					
			FCC		Tendencia a 1			
$K_{Sm}$	Ganancia asociada al posicionamiento del servomotor	[p.u.]	REC	Raíz del error cuadrático medio relativo	Tendencia a 0	Identificación por optimización función de costo	Registro de secuencia de datos	Valores entre 0 y 1 p.u.
			MRP	porcentual	0%			
			REC	Raíz del error cuadrático medio	p.u.			
			M					
			FCC		Tendencia a 1			

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

En el proceso de la obtención de los modelos debe cumplirse un orden, en principio la obtención de parámetros del modelo diferencial lineal e invariante en el tiempo para el servomotor, la turbina y el generador (fondo amarillo pastel), luego los modelos diferenciales, siendo para ello necesario obtener un comportamiento LTI del sistema (fondo magenta pastel) para posteriormente obtener el modelo difuso (fondo verde pastel), por lo tanto, existe un orden y una relación que se debe

cumplir para lograr los objetivos planteados. Observe la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.-3.**

**Tabla 2-3:** Operacionalización de variables, relación de dependencia, orden para la obtención de parámetros

Mod. Dif. LTI servomotor-turbina-generador		Mod. Dif. Difuso de la Turbina				Mod. Dif. Difuso del Generador				Mod. Dif. Difuso del Servomotor			
Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.	Var. Ind.	Var. Dep.
$Y_{PID}$ $P_e$	$K_{sm}$ $T_{sm}$ $T_W$ $K_G$ $T_G$	$1(t)$ $T_W$	$Y_{TLTI}$	$1(t)$ $Y_{TLTI}$	$Y_{TDIFU}$ $C_{T1}$ $C_{T2}$	$1(t)$ $K_G$ $T_G$	$Y_{GLTI}$	$1(t)$ $Y_{GLTI}$	$Y_{GDIFU}$ $C_G$	$1(t)$ $K_{sm}$ $T_{sm}$	$Y_{smLTI}$	$1(t)$ $Y_{smLTI}$	$Y_{smDIFU}$ $C_{sm}$

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 3.3. Matriz de Consistencia

Es un instrumento de varios cuadros formado por columnas y filas y permite evaluar el grado de coherencia y conexión lógica entre el título, el problema, los objetivos, las hipótesis, las variables, el tipo, método, diseño de investigación la población y la muestra de estudio (Hernández et al., 2014).

**Tabla 3-3:** Matriz de Consistencia

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	OBJETIVO GENERAL	HIPÓTESIS	VARIABLES	INDICADORES	TÉCNICAS	INSTRUMENTOS
Determinación del modelo neurodifuso del controlador PID y de la unidad hidrogeneradora, de la Central Hidroeléctrica Agoyán, ubicada en Baños de Agua Santa, partiendo de muestras temporales de variación de potencia eléctrica y consigna del controlador,	Desarrollar modelo diferencial neurodifuso de hidrogenerador de la Central Agoyán, ubicada en la localidad de Baños de Agua Santa, para la sintonización de controlador PID lineal invariante en el tiempo y neurodifuso.	¿Puede el modelo neurodifuso del controlador PID y de la unidad hidrogeneradora, de la Central Hidroeléctrica Agoyán mejorar el desempeño del modelo lineal invariante en el tiempo, obtenido mediante identificación de sistema diferencial conjunta, por medio de muestra temporal de variación de potencia eléctrica,	$V \text{ Ind.}$ $Y_{PID}$ $P_e$ $\hat{P}_e$ $V \text{ Dep.}$ $T_W$ $K_G$	- Duración del registro. - Tiempos de Establecimiento - Sobrepasso de la señal. Equivalente $\omega_n$ y $\xi$ con el polo de la respuesta de un sistema de 2do orden  Raíz del Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual	- Métodos correlacionales basados en la minimización del error cuadrático medio entre las muestras. - Determinación de la banda de establecimiento bajo el criterio del 2% de la señal normalizada.  Métodos numéricos.  Aplicación de la optimización	- Base de datos secuenciados. - gráficas temporales. - tablas comparativas.  - Base de datos secuenciados. - gráficas temporales.

para mejorar el desempeño del modelo lineal invariante en el tiempo, obtenido mediante identificación de sistema diferencial conjunta, entrenados ambos controladores ante una misma señal patrón de desempeño deseado.	entrenados ambos controladores ante una misma señal patrón de desempeño deseado?	$T_G$ $K_{sm}$ $T_{sm}$ $K_p$ $T_I$ $T_D$ $C_{PID}$ $C_{SM}$ $C_{1T}$ $C_{2T}$ $C_G$	Raíz del Error Cuadrático Medio Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	numérica empleando el gradiente decreciente tanto en los procesos de identificación y desarrollo de modelos diferenciales lineales e invariantes en el tiempo como en modelos diferenciales difusos. Caracterización neurodifusa. métodos numéricos para la resolución de ecuaciones diferenciales empleando Runge-Kutta de orden 4.	- tablas comparativas.
---	--	--	---	--	------------------------

---

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 3.4. Tipo y diseño de la investigación

El presente trabajo de investigación es del tipo explicativo, puesto que en él no se crea nueva teoría, pero sí se presenta una manera expedita para usar la teoría existente y establecer relación de correlación entre variables (Hernández et al. 2014, pp. 150) y hacer un desarrollo del modelo diferencial neurodifuso del hidrogenerador de la central Agoyán para la sintonización del controlador PID lineal invariante en el tiempo y PID neurodifuso. Por lo tanto, aunque la experimentación se desarrolla en un entorno simulado, el diseño se enmarca en el contexto de experimento de laboratorio (Hernández et al. 2014, pp. 150), puesto que a nivel computacional, se tiene total control en las variables independientes que se manipulan y se efectúan las correcciones pertinentes las veces que sean necesarias con base a criterios que ponderan el comportamiento de la variable dependiente.

### 3.5. Métodos de investigación

El método empleado en la realización de la investigación es el método lógico-inductivo, puesto que, a partir de datos experimentales, en este caso registro de comportamiento en la generación potencia de la unidad hidrogeneradora, se desarrollaron modelos diferenciales tanto lineales e

invariantes en el tiempo como del tipo difuso, y adicionalmente se parametrizaron controladores del tipo PID tanto del tipo LTI como neurodifuso.

### 3.6. Enfoque de Investigación

Para analizar este apartado se tomó como referencia los criterios de Roberto Hernández Sampieri (Hernández, Fernández, y Baptista 2014), de tal manera de intentar unificar criterios y pretender converger conceptualmente.

Para determinar el enfoque de la investigación se procedió a realizar una tabla, con bases en el autor citado, y resaltar los atributos en correspondencia con las características, procesos y bondades, ver **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.-3**.

En definitiva, el estudio es cuantitativo, pero no es un absoluto, aunque no al punto de decir que sea un enfoque mixto.

Es importante decir que el estudio es inductivo porque necesita de las pruebas, de la experimentación para poder efectuar la validación de la hipótesis, y este estudio necesitó un registró de 60 segundos del comportamiento de la unidad hidrogenadora de electricidad, para partiendo de sus datos extraer las conclusiones, parámetros y modelos del mismo.

**Tabla 4-3:** Enfoque de la investigación según Roberto Hernández Sampieri

Enfoques de la investigación						
Cuantitativo			Mixto	Cualitativo		
Características	Proceso	Bondades		Características	Proceso	Bondades
Planteamientos acotados Mide fenómenos Utiliza estadística Prueba de hipótesis y teoría	Deductivo Secuencial Probatorio	Analiza la realidad objetiva Generalización de resultados Control sobre fenómenos Precisión Réplica Predicción	Combinación del enfoque cuantitativo y el cualitativo Planteamientos más abiertos que van enfocándose Se conduce básicamente en ambientes naturales Los significados se extraen de los datos No se fundamenta en la estadística	Inductivo Recurrente	Analiza múltiples realidades subjetivas No tiene secuencia lineal Profundidad de significados Amplitud Riqueza interpretativa Contextualiza el fenómeno	

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 3.7. Alcance de la investigación

El alcance o tipo de investigación está tipificada en exploratoria y descriptiva, las razones obedecen a una casi ausencia del tema tratado, tanto en ámbito regional como internacional, lo que plantea la investigación como exploratoria, adicionalmente, se busca describir y cuantificar fenómenos, razón por la cual la enmarca en una investigación descriptiva.

### 3.8. Población de estudio

#### 3.8.1. Unidad de análisis

En opinión del Doctor Roberto Hernández Sampieri (Hernández et al. 2014, pp. 172), la unidad de análisis es equivalente, para muchos de los casos, a decir unidad de muestreo, siendo interpretado como el tipo de caso que se escoge para estudiar. Es así como Hernández se expresa en términos de unidad de muestreo/análisis, y plantea su importancia como definición previa que antecede a la selección de la muestra objeto de estudio, es decir, la unidad de muestreo/análisis seleccionada conduce, previo la aplicación de indicadores, técnicas e instrumentos, a las respuestas de las preguntas directrices de investigación.

**Tabla 5-3:** Tipo de caso que define la unidad de análisis en la investigación

Pregunta directriz de la investigación	Unidad de Análisis							
¿Al parametrizar modelos de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, se podrá lograr ajustar el registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control?	Muestras instantáneas de Potencia Eléctrica registrada y Potencia Eléctrica predicha, para comparar, con bases en indicadores, técnicas e instrumento, la capacidad de ajuste o réplica del comportamiento.							
	Muestra				Parámetros manipulados			
	$P_e$	$\hat{P}_e$			$T_w$	$K_G$	$T_G$	$K_{SM}$
¿Al estructurar los modelos neurodifusos, aplicando el método de optimización del gradiente decreciente, para el ajuste de singletones o pesos del modelo, se podrá reproducir el modelo lineal obtenido mediante muestra temporal de la señal de control y potencia eléctrica?	Muestras instantáneas de:							
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Potencia Eléctrica predicha LTI y Potencia Eléctrica predicha neurodifusa.</li> <li>• Potencia Mecánica LTI predicha y Potencia Mecánica predicha neurodifusa.</li> <li>• Posición del Servomotor LTI predicha y Posición del Servomotor predicha neurodifusa.</li> </ul>							
	Para su comparación con bases en los indicadores, técnicas e instrumentos, de la capacidad de ajuste o réplica del comportamiento.							
	Muestra				Parámetros manipulados			
$Y_{PID}$	$\hat{P}_{eLTI}$	$\hat{P}_{eND}$		$C_{1T}$		$C_G$	$C_{SM}$	
	$\hat{P}_{mLTI}$	$\hat{P}_{mND}$		$C_{2T}$				
	$\widehat{WG}_{LTI}$		$\widehat{WG}_{ND}$					
¿Al plantear una función de costo, tal que minimice el estrés mecánico medido a nivel de servomotores, se podrá ajustar el controlador PID tanto neurodifuso como LTI?	Muestras instantáneas de la Potencia Eléctrica patrón, la Potencia Eléctrica y Posición del Servomotor predichas tanto LTI como neurodifuso, para evaluar la bondad de ajuste de la respuesta de la unidad con el compromiso de minimizar el estrés mecánico.							
	Muestra				Parámetros manipulados			
	$P_{ePATR}$	$\hat{P}_{eLTI}$	$\hat{P}_{eND}$	$\widehat{WG}_{LT}$	$C_{PID}$	$K_P$	$T_I$	$T_D$

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 3.9. Diseño experimental

El diseño es del tipo experimental y se puede considerar de laboratorio, puesto que se opera sobre modelos idealizados, razón por la cual las perturbaciones propias del sistema de generación no están presentes, fenómenos tales como vorticidad, cavitación, pulsaciones de presión, entre otros. Adicionalmente se tienen variables independientes que se contrastan con las dependientes, siendo las variables dependientes una consecuencia tanto del estímulo como de parámetros manipulados que forman parte de la predicción, por lo tanto, la bondad de cualquier ajuste debido a juegos de parámetros, sólo es posible valorarlos considerando una muestra de predicción como consecuencia de la dinámica del sistema ante la excitación y del juego de parámetros establecidos, de manera puntual, para tal fin, los cuales deberán ir variando hasta satisfacer un criterio establecido como indicador en la metodología de la investigación.

Por lo tanto, se puede plantear como parte del diseño un proceso de ensayo y error de manera sistematizada que es lo que se conoce como optimización, siendo en primera instancia necesario la obtención de un modelo LTI conjunto, cuya complicación radica en la identificación simultánea de los cinco parámetros que definen al conjunto servomotor-turbina-generator. Seguidamente, contando con los parámetros identificados, se procede a estructurar los modelos diferenciales neurodifusos y a ajustar sus singletones tal que puedan reproducir la dinámica de los modelos diferenciales LTI. Finalmente, se procede a la sintonización de los controles PID, tanto diferencial LTI como diferencial neurodifuso, considerando la función de costo diseñada con el propósito de minimizar el error cuadrático entre la respuesta del sistema simulado y la de una señal patrón planteada para tal fin, tomando en consideración la incorporación del cuadrado de la velocidad del servomotor, como criterio en la función de costo que garantiza la minimización del estrés mecánico, como estructural, de la unidad hidrogeneradora.

### 3.10. Cronograma de actividades

Obtener los resultados de la investigación y transcribir dichos resultados, incluyendo todo lo involucrado para ello, exigió el cumplimiento del siguiente plan:

**Tabla 6-3:** Cronograma de actividades para realizar la investigación y tesis

ACTIVIDADES	MESES															
	MES 1				MES 2				MES 3				MES 4			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Revisión de bibliografía																
Revisión del marco teórico																
Desarrollo de la metodología																
Desarrollo y procesamiento de resultados																
Revisión y preparación del documento de tesis																

Realizado por: Jesús Rodríguez Flores 2022

### 3.11. Presupuesto

**Tabla 7-3:** Costo asociado a la investigación y redacción del documento de tesis

<b>ITEM</b>	<b>PRECIO</b>
Libros y Artículos científicos	2000 usd
Software	0 usd
Computador	1200 usd
Material para la edición e impresión	100 usd
<b>TOTAL</b>	<b>3300 USD</b>

**Realizado por:** Jesús Rodríguez Flores 2022



## CAPÍTULO IV

### 4. RESULTADOS

#### 4.1. Desarrollo de modelo diferencial LTI para el servomotor, la turbina y el generador

##### 4.1.1. Parametrización del modelo LTI de la turbina considerando especificaciones técnicas de la central hidroeléctrica Agoyán

La turbina de la unidad hidrogeneradora presenta como entrada la posición del servomotor o de las paletas directrices WG por sus siglas en inglés (wicket gate), siendo la salida la potencia mecánica de la unidad hidrogeneradora Pm.

La ecuación diferencial que rige este comportamiento se representa en la siguiente ecuación:

$$\frac{T_w}{2} \left( \frac{dP_m}{dt} \right) + P_m = WG - T_w \left( \frac{dWG}{dt} \right) \quad (62)$$

La función de transferencia de la turbina se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$G(s) = \frac{1 - T_w s}{\frac{T_w}{2} s + 1} \quad (63)$$

En las ecuaciones (62) y (63)  $T_w$  por sus siglas en inglés (water time) es la constante de inercia del agua, cuyo valor se considera constante en un rango de operación, pero que en realidad dependen del caudal de agua que discurre por la turbina en función de la potencia eléctrica generada y por ende de la potencia mecánica en esta etapa del sistema.

Las normas internacionales establecen un rango para  $T_w$  inferior a 2.5 segundos, para la mayoría de los casos, siendo el tope de 4.5 segundos en opinión de Kundur (Kundur, 1994). Existen muchas formas de obtener un valor estimado para este parámetro, no obstante, por su simplicidad se prefiere la siguiente ecuación para estimar su valor:

$$T_w = \frac{L \cdot V}{g \cdot H} \quad (64)$$

En el proceso de obtención de la constante de inercia del agua, se encuentran variables tales como: L que es la longitud del túnel de descarga o tubería forzada en metros, Q el caudal en metros cúbicos por segundos, g es la gravedad, y H es un valor estimado ante un leve golpe de ariete que produzca un incremento en la inmediatez de la toma de la tubería forzada.

En la siguiente tabla, se presentan datos de la central hidroeléctrica Agoyán, con ellos se determinan parámetros indirectos que permiten determinar el valor de la constante de inercia del

agua para reproducir el comportamiento de la potencia mecánica ante variaciones de posición del servomotor.

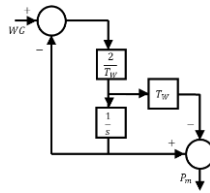
**Tabla 1-4:** Estimación del  $T_w$  de la turbina de la Central Hidroeléctrica Agoyan

Dimensiones Directas		Dimensiones Indirectas		
Caída bruta	178 [m]	Sección transversal	$A = \pi \left(\frac{D}{2}\right)^2$	28.2743 [m <sup>2</sup> ]
Longitud tunel de descarga	2378 [m]	Velocidad del fluido	$V = \frac{Q}{A}$	4.2441 $\left[\frac{m}{s}\right]$
Caudal turbinado	120 $\left[\frac{m^3}{s}\right]$	Variación de Velocidad	$\frac{dV}{dt} = g \cdot \frac{5}{14}$	3.5 $\left[\frac{m}{s^2}\right]$
Gravedad	9,8 $\left[\frac{m}{s^2}\right]$	Incremento en la Cabecera	$H = \frac{L}{g} \frac{dV}{dt}$	0.8492 [m]
Diámetro del túnel de descarga	6 [m]	Constante de inercia del agua	$T_w = \frac{L \cdot V}{g \cdot H}$	1.2126 [s]

Fuente:(MEER, 2015)

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

En la figura se presenta el diagrama de bloques que reproduce el comportamiento diferencial para la potencia mecánica obtenida de la turbina.



**Figura 1-4:** Modelo de la Potencia mecánica de la turbina en Diagrama de Bloques.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

En la siguiente ecuación se muestra el sistema de ecuaciones diferenciales bajo el estándar del espacio de estado, para reproducir la dinámica entre la posición del servomotor o paletas directrices y la potencia mecánica.

$$\begin{aligned} [Dx_1] &= \begin{bmatrix} -2 \\ \frac{2}{T_w} \end{bmatrix} [x_1] + \begin{bmatrix} 2 \\ \frac{2}{T_w} \end{bmatrix} [WG] \\ [P_m] &= [3][x_1] + [-2][WG] \end{aligned} \quad (65)$$

#### 4.2. Desarrollo de modelo diferencial LTI para el servomotor, la turbina y el generador

La estimación de parámetros bajo criterios físicos y matemáticos, conllevan a un proceso de elucubración, que permiten, de manera aproximada, reproducir la realidad con un relativo buen margen de error, no obstante, para cuando ya se tiene un sistema, lo mejor es proceder a un proceso de identificación, empleando el gradiente decreciente, para la obtención de los parámetros que mejor reproduzcan la dinámica de un comportamiento patrón. Por lo tanto, con un registro de

60 segundos de la variación de potencia eléctrica, debido a maniobras de control variando la posición del servomotor o paletas directrices en 10%, y aplicando técnicas inteligentes de aprendizaje se logra minimizar la función de costo de la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual. Con este procedimiento se encuentran valores que permiten parametrizar el modelo LTI en conjunto para el sistema servomotor, turbina, generador.

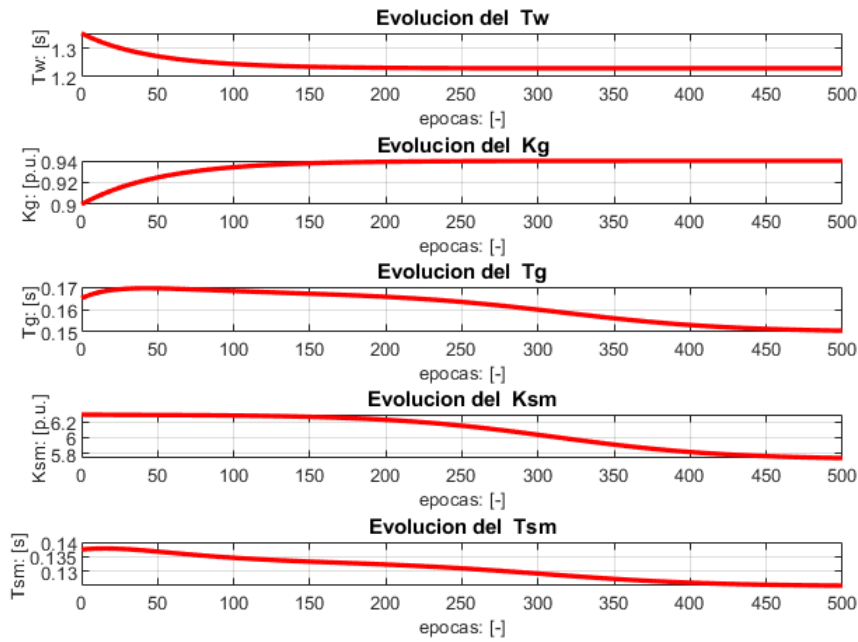
Con bases en una muestra del comportamiento de la unidad hidrogenadora de Agoyán, específicamente de potencia eléctrica como consecuencia de una variación del controlador a la entrada del servomotor, se tiene mediante procesos de optimización inteligente para la búsqueda de parámetros con base en el descenso del gradiente de la función de costo, los parámetros de las funciones de transferencia de los modelos del servomotor, turbina y generador (modelos LTI). La bondad del ajuste, con base en los parámetros encontrados, se valoran empleando los estadísticos e indicadores tales como RECMRP o raíz del error cuadrático medio relativo porcentual y el FCCM o factor de correlación cuadrático multivariable, el primero expresa la desviación porcentual media que se puede esperar en la reproducción del fenómeno estudiado, de manera global, y la segunda expresa la bondad de ajuste con bases a los criterios de Person como estándar en un proceso de identificación de sistemas. Los indicadores estadísticos que presentan valores satisfactorios permiten afirmar que los modelos, en principio grises, ya se han parametrizado y se encuentran listos para su uso en estudios de interés, tal y como se observa en la Tabla 2-4.

**Tabla 2-4:** Parámetros identificados del modelo diferencial conjunto de la unidad hidrogenadora.

	Valor Inicial	Valor Final	RECMRP Inicial	RECMRP Final
Tw	1.353	1.229979	149.7461	0.0518
Kg	0.9	0.939998		
Tg	0.165	0.150546	FCCM $R_y^2$	
Ksm	6.2953	5.739601	0.99999999857019	
Tsm	0.1375	0.125208		

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

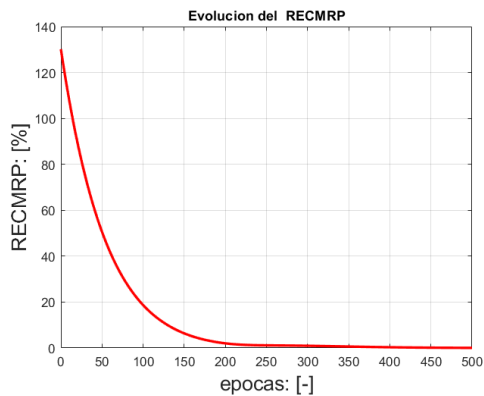
Los resultados de evolución de los parámetros, en el proceso de optimización, se observan en el Gráfico 1-4.



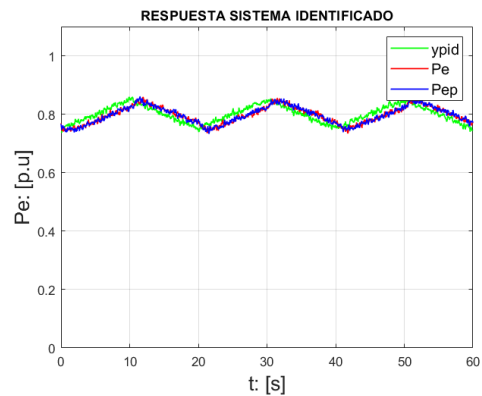
**Gráfico 1-4:** Evolución de los parámetros de una unidad de hidrogeneradora de la Central Atoyán durante el proceso de identificación.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

El **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.-4 a)**, muestra la evolución de la función de costo, raíz del error cuadrático medio relativo porcentual, comenzando en un valor próximo al 150% para luego descender hasta casi el 0%, finalmente con un factor de correlación cuadrático multivariable prácticamente unitario, se tiene en el Gráfico 2-4 b) la comparación entre la potencia eléctrica de la muestra, en trazo rojo, y la predicha, en trazo azul, siendo el trazo verde el estímulo como entrada, en este caso el registro a nivel del controlador.



a)

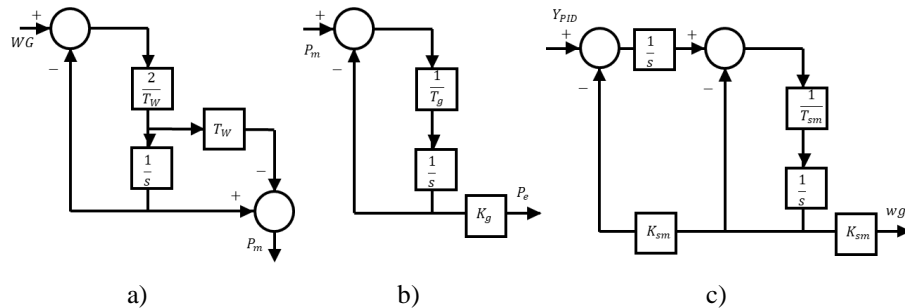


b)

**Gráfico 2-4:** a) Evolución de la función de costo RECMRP y b) resultados de predicción y señales de entrenamiento

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Finalmente, en la Figura 2-4, se tienen los modelos en diagrama de bloques, cuyos parámetros fueron presentados en la Tabla 2-4, listos para su uso en el proceso de identificación difusa de modelos diferenciales tanto para la turbina, el generador y el servomotor.

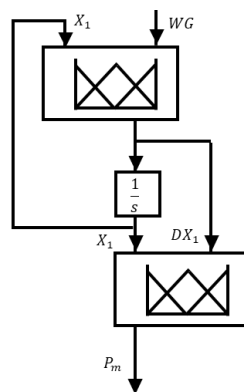


**Figura 2-4:** Diagramas de bloques de los modelos diferenciales de a) la turbina, b) el generador y c) el servomotor.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

#### 4.2.1. Obtención del modelo diferencial neurodifuso de la turbina

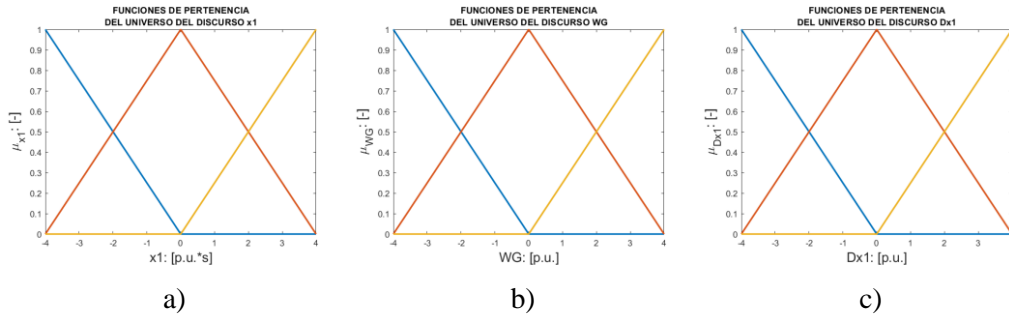
La estructura propuesta para el modelo diferencial neurodifuso de la turbina, es mostrado en la Figura 3-4, en la figura se aprecia dos sistemas de inferencia neurodifusos para lograr reproducir el comportamiento diferencial de la turbina. Por lo tanto, a la entrada del sistema es necesario plantear dos universos del discurso, el primero asociado al estado y el segundo, a la entrada que viene siendo la posición del servomotor. A la salida del sistema, para este caso, es necesario plantear dos universos del discurso, sin embargo, el primero ya se tiene, quedando entonces el planteamiento del segundo universo del discurso asociado a la derivada del estado.



**Figura 3-4:** Estructura modelo diferencial neurodifuso de la turbina.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

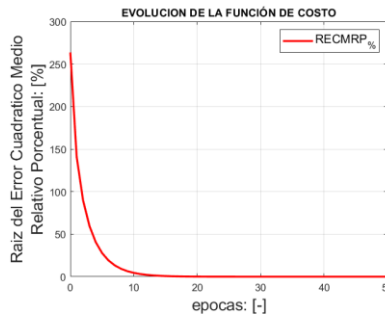
El Gráfico 3-4 a), b) y c), muestran el universo del discurso para cada una de las entradas de los sistemas de inferencia neurodifusos.



**Gráfico 3-4:** Funciones de pertenencia de los universos del discurso a) estado x1, b) posición WG, c) derivada del estado Dx1.

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

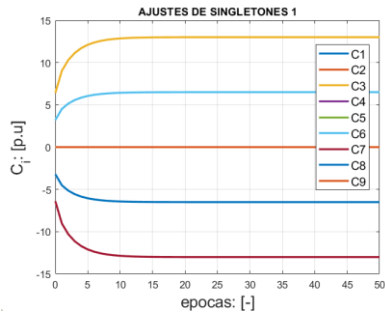
Aplicando el método del gradiente decreciente se ajustan cada uno de los pesos o singletons del modelo diferencial neurodifuso. La función de costo que permite este ajuste es la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual, cuya evolución se observa en el Gráfico 4-4, que partiendo de 263% alcanza en la última época un valor prácticamente de 0%.



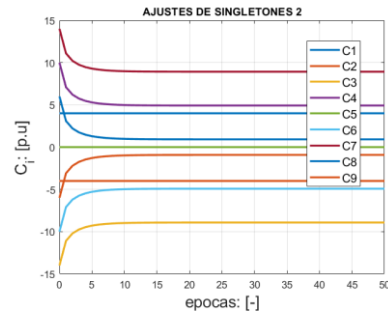
**Gráfico 4-4:** Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletons para predecir el comportamiento de la potencia mecánica de la turbina

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El Gráfico 5-4 muestra la evolución en cada época de los valores de los singletons, tanto del sistema neurodifuso de entrada como de salida. Siendo los valores finales de los singletons, presentados en las Tabla 3-4 y Tabla 4-4.



a)



b)

**Gráfico 5-4:** Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo diferencial neurodifuso de la turbina, a) fusificación de entrada, b) fusificación de salida

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 3-4:** Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada

		UNIVERSO DEL DISCURSO DE WG		
		$\mu_{(WG,1)}$	$\mu_{(WG,2)}$	$\mu_{(WG,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE XI	$\mu_{(X_1,1)}$	8.88178419700125e-16	6.5041711145384	13.0083422290768
	$\mu_{(X_1,2)}$	-6.5041711145384	0	6.5041711145384
	$\mu_{(X_1,3)}$	-13.0083422290768	-6.5041711145384	-8.88178419700125e-16

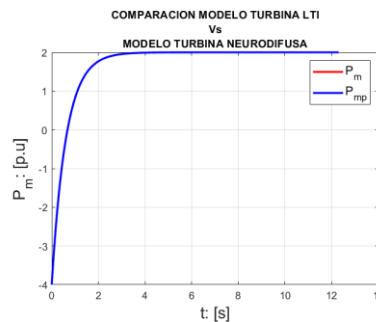
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 4-4:** Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de salida

		UNIVERSO DEL DISCURSO DE DX1		
		$\mu_{(DX1,1)}$	$\mu_{(DX1,2)}$	$\mu_{(DX1,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE XI	$\mu_{(X_1,1)}$	0.919919761716024	-4	-8.91991976171602
	$\mu_{(X_1,2)}$	4.91991976171602	0	-4.91991976171602
	$\mu_{(X_1,3)}$	8.91991976171602	4	-0.919919761716024

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Considerando el modelo diferencial LTI el patrón de comparación, trazo rojo, se tiene que la predicción del modelo diferencial neurodifuso, trazo azul, ajusta al patrón con una correlación cuadrática multivariable de la unidad, como se observa en el Gráfico 6-4.



**Gráfico 6-4:** Comparación de la predicción de la potencia mecánica de la turbina entre un modelo LTI y un modelo neurodifuso

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

El comportamiento valorado, en una sucesión de 501 puntos, y empleando 50 iteraciones o épocas de ajuste en un tiempo de ejecución de 2.21 segundos, permite evidenciar las mejorías bajo el indicador o función de costo de la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual entre el sistema ajustado y la señal patrón, siendo su valor inicial de 263.56% y su valor final de 1.13e-5%, con un factor de correlación multivariable de Pearson de 1. Tal y como se observa en la Tabla 5-4.

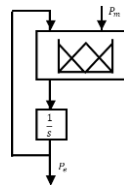
**Tabla 5-4:** Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos.

Número de muestras	501	Raíz del Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Inicial	263.564445548622
Tiempo de Muestreo	0.0245995986269473	Raíz del Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Final	1.13562872273234e-05
Épocas de Entrenamiento	50	Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	1
Tiempo de ejecución	2.2189896		

**Realizado por:** Jesús Rodríguez Flores 2022

#### 4.2.2. Obtención del modelo diferencial neurodifuso del generador

La estructura propuesta para el modelo diferencial neurodifuso del generador, es mostrado en la Figura 4-4, en la figura se aprecia un sistema de inferencia neurodifuso para lograr reproducir el comportamiento diferencial del generador. Por lo tanto, a la entrada del sistema es necesario plantear dos universos del discurso, el primero asociado al estado, que es la potencia eléctrica misma del generador, y el segundo, a la entrada que viene siendo la potencia mecánica.

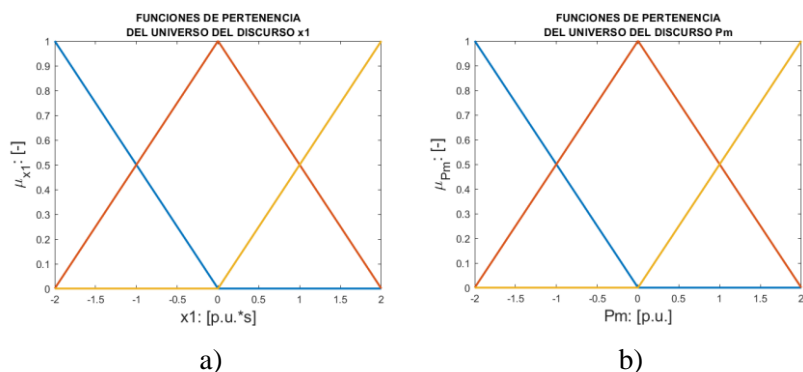


**Figura 4-4:** Diagrama de bloques del modelo diferencial neurodifuso del generador

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2021

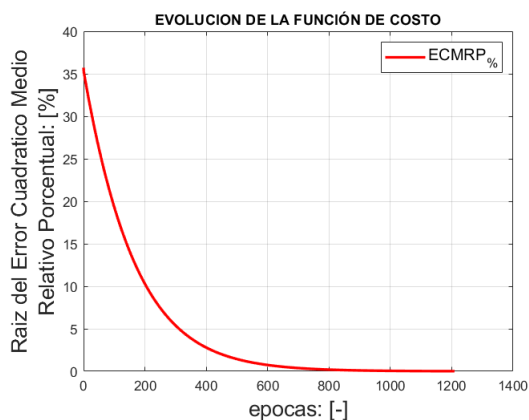
Los Gráfico 7-4 a) y b), muestran el universo del discurso para cada una de las entradas del sistema de inferencia neurodifuso del generador.





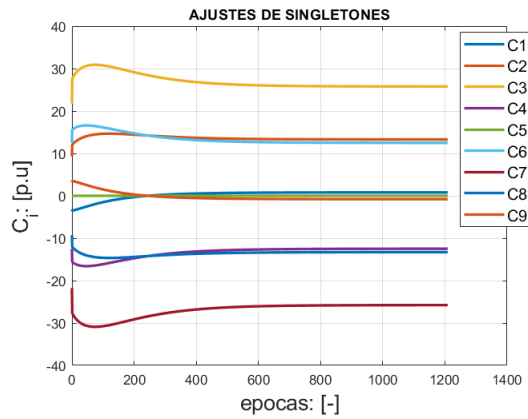
**Gráfico 7-4:** Funciones de pertenencia del universo a) estado  $x_1$ , b) potencia mecánica.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

Aplicando el método del gradiente decreciente se ajustan cada uno de los pesos o singletons del modelo diferencial neurodifuso. La función de costo que permite este ajuste es la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual, cuya evolución se observa en el Gráfico 8-4, que partiendo de 35% alcanza en la última época un valor prácticamente de 0.01 %.



**Gráfico 8-4:** Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletons para predecir el comportamiento de la potencia eléctrica del generador  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El Gráfico 9-4 muestra la evolución en cada época de los valores de los singletons, del sistema neurodifuso de entrada. Siendo los valores finales de los singletons, presentados en la Tabla 6-4.



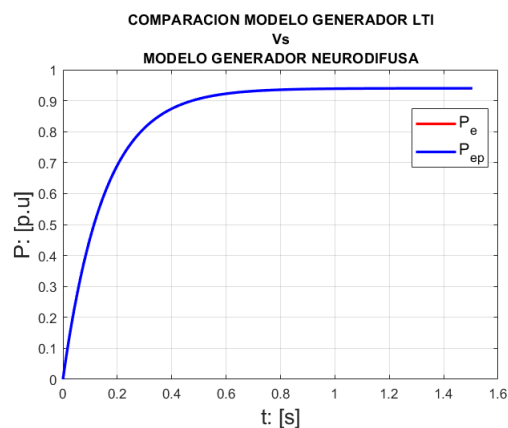
**Gráfico 9-4:** Evolución del ajuste de pesos de los Singletones del modelo neurodifuso del generador  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 6-4:** Singletones del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada

		UNIVERSO DEL DISCURSO DE P <sub>m</sub>		
		$\mu_{(P_m,1)}$	$\mu_{(P_m,2)}$	$\mu_{(P_m,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE P <sub>e</sub>	$\mu_{(P_e,1)}$	0.796005186669712	13.2868546299813	25.7777040732929
	$\mu_{(P_e,2)}$	-12.4908494433116	0	12.4908494433116
	$\mu_{(P_e,3)}$	-25.7777040732929	-13.2868546299813	-0.796005186669712

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

Considerando el modelo diferencial LTI el patrón de comparación, trazo rojo, se tiene que la predicción del modelo diferencial neurodifuso, trazo azul, ajusta al patrón con una correlación cuadrática multivariable de 0.9999, como se observa en el Gráfico 10-4.



**Gráfico 10-4:** Comparación de la predicción de la potencia eléctrica del generador entre un modelo LTI y un modelo neurodifuso  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El comportamiento valorado, en una sucesión de 501 puntos, y empleando 1209 iteraciones o épocas de ajuste en un tiempo de ejecución de 61 segundos, permite evidenciar las mejorías bajo el indicador o función de costo de la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual entre el sistema ajustado y la señal patrón, siendo su valor inicial de 35.71% y su valor final de 0.01%, con un factor de correlación multivariable de Pearson de 0.9999. Tal y como se observa en la Tabla 7-4.

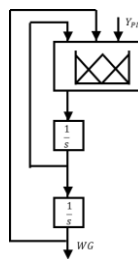
**Tabla 7-4:** Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos.

Número de muestras	501	Raíz del Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Inicial	35.7123029946116
Tiempo de Muestreo	0.00301092017656168	Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Final	0.0126149207665752
Épocas de Entrenamiento	1209	Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	0.999999735576514
Tiempo de ejecución	61.4344267		

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

#### 4.2.3. Obtención del modelo diferencial neurodifuso del servomotor

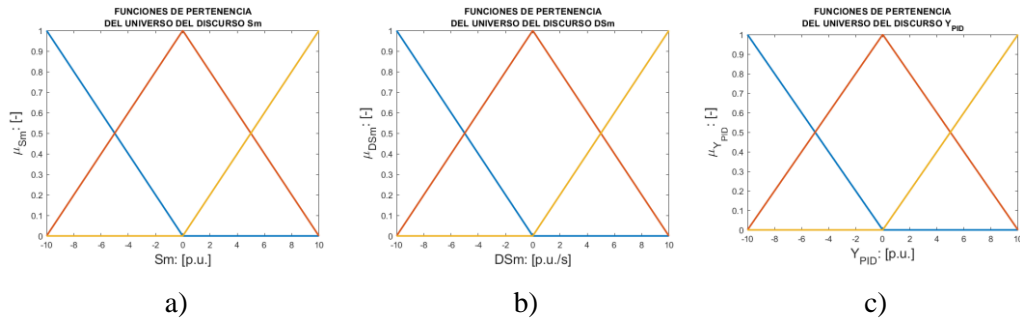
La estructura propuesta para el modelo diferencial neurodifuso del servomotor, es mostrado en la Figura 5-4, en la figura se aprecia un sistema de inferencia neurodifuso para lograr reproducir el comportamiento diferencial del servomotor. Por lo tanto, a la entrada del sistema es necesario plantear tres universos del discurso, el primero asociado a la variación de posición del servomotor, el segundo, a la posición misma del servomotor, y la tercera entrada es la orden proveniente del controlador PID.



**Figura 5-4:** Diagrama de bloques del modelo neurodifuso del servomotor

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

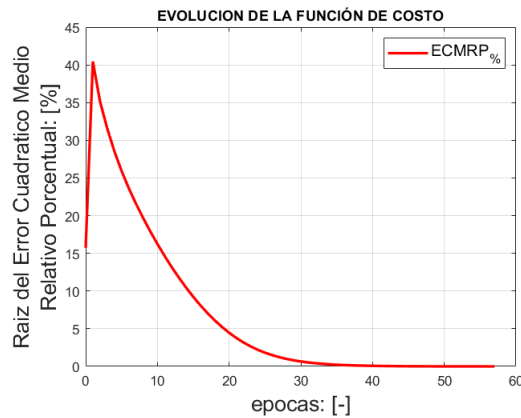
El Gráfico 11 a), b) y c), muestran el universo del discurso para cada una de las entradas del sistema de inferencia neurodifuso asociado al servomotor.



**Gráfico 11-4:** Funciones de pertenencia del universo del discurso a) posición del servomotor, b) variación en el tiempo de la posición del servomotor, c) salida del PID o entrada de consigna de posición del servomotor.

**.Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

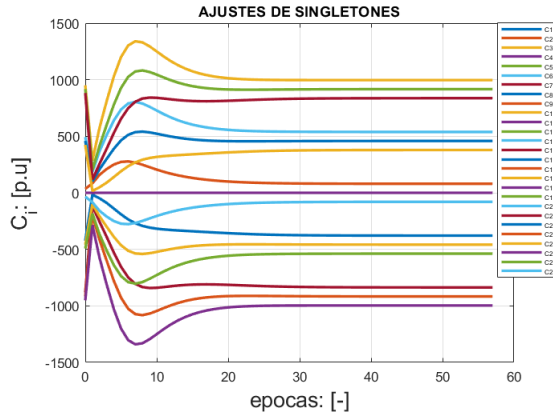
Aplicando el método del gradiente decreciente se ajustan cada uno de los pesos o singletons del modelo diferencial neurodifuso. La función de costo que permite este ajuste es la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual, cuya evolución se observa en el Gráfico 12-4, que partiendo de 15.73% alcanza en la última época un valor prácticamente de 0.65 %.



**Gráfico 12-4:** Evolución de la función de costo RECMRP en el proceso de ajuste de los singletons para predecir el comportamiento de la potencia eléctrica del generador

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El Gráfico 13-4 muestra la evolución en cada época de los valores de los singletons, del sistema neurodifuso de entrada. Siendo los valores finales de los singletons, presentados en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.-4**, Tabla 9-4, y Tabla 10-4.



**Gráfico 13-4:** Evolución del ajuste de pesos de los Singletons del modelo neurodifuso del servomotor  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 8-4:** Singletons del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada

UNIVERSO DEL DISCURSO DE Ypid		UNIVERSO DEL DISCURSO DE Sm		
		$\mu_{(S_m,1)}$	$\mu_{(S_m,2)}$	$\mu_{(S_m,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE DS <sub>m</sub>	$\mu_{(DS_m,1)}$	79.8671011436969	-378.538192447767	-836.943486039231
	$\mu_{(DS_m,2)}$	0	-458.405293591464	-916.810587182928
	$\mu_{(DS_m,3)}$	-79.8671011436969	-538.272394735161	-996.677688326624

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 9-4:** Singletons del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada

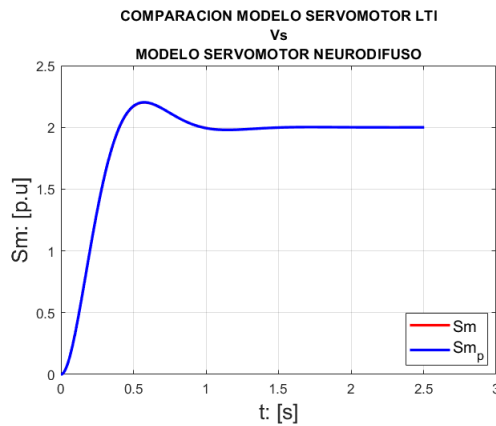
UNIVERSO DEL DISCURSO DE Ypid		UNIVERSO DEL DISCURSO DE Sm		
		$\mu_{(S_m,1)}$	$\mu_{(S_m,2)}$	$\mu_{(S_m,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE DS <sub>m</sub>	$\mu_{(DS_m,1)}$	538.272394735161	79.8671011436969	-378.538192447767
	$\mu_{(DS_m,2)}$	458.405293591464	0	-458.405293591464
	$\mu_{(DS_m,3)}$	378.538192447767	-79.8671011436969	-538.272394735161

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 10-4:** Singletons del sistema de inferencia difusa de la turbina, fusificación de entrada

UNIVERSO DEL DISCURSO DE Ypid		UNIVERSO DEL DISCURSO DE Sm		
		$\mu_{(S_m,1)}$	$\mu_{(S_m,2)}$	$\mu_{(S_m,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE DS <sub>m</sub>	$\mu_{(DS_m,1)}$	996.677688326624	538.272394735161	79.8671011436969
	$\mu_{(DS_m,2)}$	916.810587182928	458.405293591464	0
	$\mu_{(DS_m,3)}$	836.943486039231	378.538192447767	-79.8671011436969

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022



**Gráfico 14-4:** Comparación de la predicción de la posición del servomotor entre el modelo LTI y el modelo neurodifuso  
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Considerando el modelo diferencial LTI el patrón de comparación, trazo rojo, se tiene que la predicción del modelo diferencial neurodifuso, trazo azul, ajusta al patrón con una correlación cuadrática multivariable de 0.9999, tal y como se observa en el Gráfico 14-4.

El comportamiento valorado, en una sucesión de 1001 puntos, y empleando 57 iteraciones o épocas de ajuste en un tiempo de ejecución de 5.96 segundos, permite evidenciar las mejoras bajo el indicador o función de costo de la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual entre el sistema ajustado y la señal patrón, siendo su valor inicial de 15.73% y su valor final de 0.65%, con un factor de correlación multivariable de Pearson de 0.9999. Tal y como se observa en la Tabla 11-4.

**Tabla 11-4:** Parámetros de valoración de Ajustes del Modelo Neurodifuso e Indicadores Estadísticos.

Número de muestras	1001	Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Inicial	15.7358942614766
Tiempo de Muestreo	0.0025041647335584	Error Cuadrático Medio Relativo Porcentual Final	0.655270370479882
Épocas de Entrenamiento	57	Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	0.999998387619635
Tiempo de ejecución	5.9688809		

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

### 4.3. Sintonización de controladores diferenciales PID difuso y PID lineal e invariante en el tiempo

#### 4.3.1. Obtención del modelo diferencial neurodifuso del PID y sintonización de ambos modelos tanto PID neuro difuso como PID LTI

**4.3.1.1. Sintonización del controlador PID neuro-difuso bajo el concepto de asignación de polos implementado empleando el gradiente decreciente a la función de costo que minimiza el estrés mecánico**

Resulta claro que, siendo el sistema constituido por el servomotor, la turbina y el generador, un sistema de fase no mínima, al presentar la turbina un cero en el semiplano derecho, el comportamiento en el tiempo siempre presentará un efecto contrario a la consigna, de manera transitoria, al momento de efectuarse una transición, no obstante, al momento de especificar el desempeño siempre se efectúa planteando el deseo de que se presente un sobrepaso y tiempo de establecimiento, propio de un sistema cuya dinámica se corresponde a la de un sistema de segundo orden del tipo:

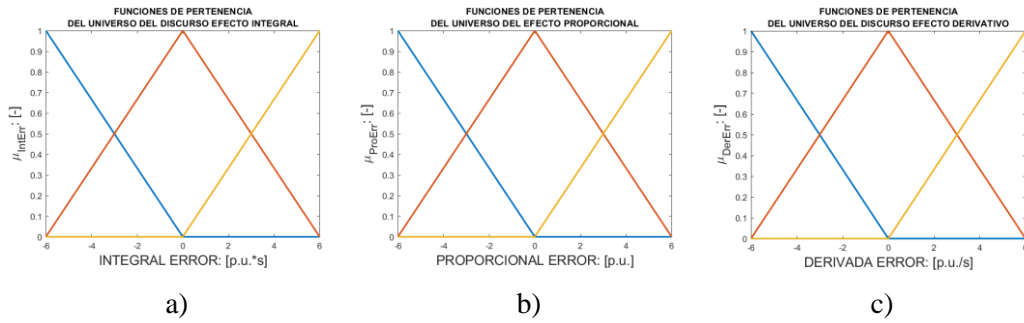
$$G_{eq}(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} \quad (66)$$

El planteamiento de una dinámica equivalente como la presentada es lo que se denomina, asignación de polos, puesto que el polo deseado es el que se corresponde con:

$$s_n = -\xi\omega_n + i\omega_n\sqrt{1 - \xi^2} \quad (67)$$

Lograr esta semejanza de comportamientos, no es posible tratarla de manera analítica, por múltiples razones, la primera y ya mencionada es el efecto de fase no mínima de la planta, y la segunda, y en correspondencia por lo dicho por Fubini, el PID Neurodifuso, presenta N parámetros, correspondientes a la cantidad de pesos o singletones, y con el polo deseado, sólo es posible formar dos ecuaciones en correspondencia con su parte real y su parte imaginaria, es por ello que sólo se puede efectuar dicho ajuste, de la mejor manera posible, empleando técnicas inteligentes de optimización como la del gradiente decreciente, efectuando la comparación entre el desempeño del sistema ajustado y el sistema patrón con polo especificado. El polo específico se asigna tomando en consideración, normalmente, el sobrepaso del sistema y el tiempo de establecimiento, que para este caso se han fijado en un sobrepaso del 10% y un tiempo de establecimiento de 10 segundos.

Para poder implementar el controlador PID Neurodifuso, se deben plantear tres universos, asociados a cada uno de los efectos, y establecer las funciones de pertenencia que permitan reproducir el fenómeno deseado o que se desea reproducir, como se muestra en el Gráfico 15-4 a) , b) y c):

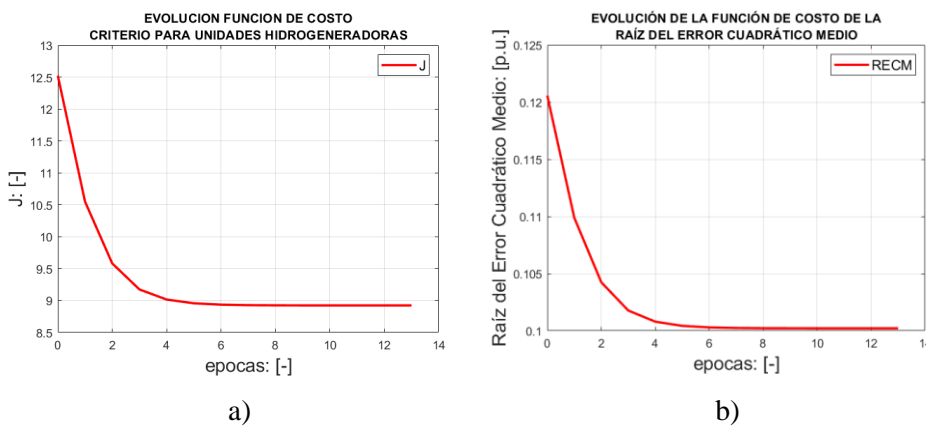


**Gráfico 15-4:** Funciones de pertenencia del universo del discurso a) efecto integral, b) efecto proporcional, c) efecto derivativo

.Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Luego, considerando los modelos LTI del sistema servomotor, turbina, y generador, se procede a cerrar el lazo e implementar el método del gradiente decreciente. El método del gradiente decreciente debe encontrar un mínimo de una función de costo diseñada para tal fin, cuyo propósito es encontrar la mejor respuesta temporal, tomando como referencia el desempeño patrón dado por la asignación de polos, y el resguardo de la estructura civil de la presa al lograr minimizar el estrés mecánico. En consecuencia, la función de costo es la presentada en la ecuación (46) que por comodidad se presenta como la ecuación (69). La evolución de ajuste se observa en el Gráfico 16-4 a) pudiendo obtenerse un criterio adicional de manera auxiliar, como función de costo, tal como la función de costo de la raíz del error cuadrático medio, cuyos valores se obtienen en la medida que la función de costo de ajuste evoluciona, tal y como se observa en el Gráfico 16-4 b).

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{P}_{ei} - P_{ei})^2 + \alpha \left( \frac{dy_{sm}}{dt} \right)^2 \quad (68)$$

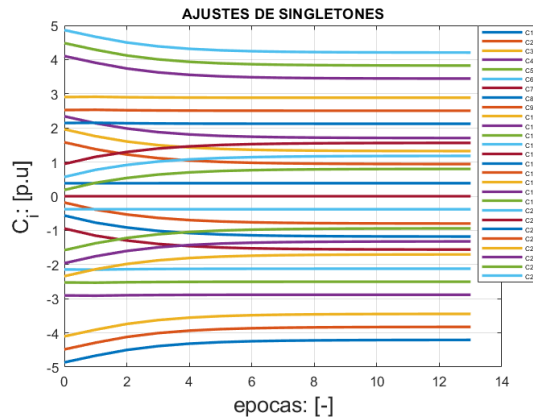


**Gráfico 16-4:** Evolución de la función de costo en el proceso de ajuste de parámetros del control PID Neurodifuso para mejorar la respuesta de la potencia eléctrica del generador a) Función de costo diseñada, b) RECM para cada caso de la evolución de la función de costo J.

.Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022



El gradiente decreciente operando sobre la función de costo, como indicador de mejoría en la búsqueda del desempeño deseado, permite ir ajustando los pesos o singletons del controlador PID Neurodifuso. La evolución de los pesos o singletons, en la medida que la función de costo disminuye, se observa en el Gráfico 17-4.



**Gráfico 17-4:** Evolución del ajuste de pesos de los Singletons del modelo neurodifuso del controlador PID

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

Los valores finales de los pesos o singletons del controlador PID Neurodifuso, se presentan en la Tabla 12-4, Tabla 13-4, Tabla 14-4, respectivamente:

**Tabla 12-4:** Singletons del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas

UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA DERIVADA DEL ERROR	$\mu_{(DerErr,1)}$	UNIVERSO DEL DISCURSO DEL ERROR PROPORCIONAL		
		$\mu_{(ProErr,1)}$	$\mu_{(ProErr,2)}$	$\mu_{(ProErr,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA INTEGRAL DEL ERROR	$\mu_{(IntErr,1)}$	-4.20634511831945	-2.88378578994908	-1.5612264615787
	$\mu_{(IntErr,2)}$	-1.70358621941922	-0.381026891048841	0.941532437321535
	$\mu_{(IntErr,3)}$	0.799172679481023	2.1217320078514	3.44429133622177

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El diagrama de bloques, que reproduce el comportamiento diferencial, del sistema servomotor, turbina, generador, con controlador PID Neurodifuso, que permitió la valoración del desempeño y con ello la minimización de la función de costo se observa en la Figura 6-4:

**Tabla 13-4:** Singletones del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas

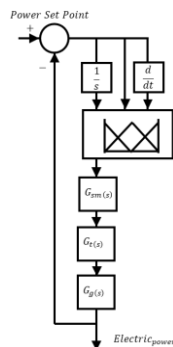
UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA DERIVADA DEL ERROR		UNIVERSO DEL DISCURSO DEL ERROR PROPORCIONAL		
		$\mu_{(ProErr,1)}$	$\mu_{(ProErr,2)}$	$\mu_{(ProErr,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA INTEGRAL DEL ERROR	$\mu_{(DerErr,2)}$			
	$\mu_{(IntErr,1)}$	-3.82531822727061	-2.50275889890024	-1.18019957052986
	$\mu_{(IntErr,2)}$	-1.32255932837038	0	1.32255932837038
	$\mu_{(IntErr,3)}$	1.18019957052986	2.50275889890024	3.82531822727061

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 14-4:** Singletones del sistema de inferencia difusa del controlador PID, fusificación de entradas

UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA DERIVADA DEL ERROR		UNIVERSO DEL DISCURSO DEL ERROR PROPORCIONAL		
		$\mu_{(ProErr,1)}$	$\mu_{(ProErr,2)}$	$\mu_{(ProErr,3)}$
UNIVERSO DEL DISCURSO DE LA INTEGRAL DEL ERROR	$\mu_{(DerErr,3)}$			
	$\mu_{(IntErr,1)}$	-3.44429133622177	-2.1217320078514	-0.799172679481023
	$\mu_{(IntErr,2)}$	-0.941532437321535	0.381026891048841	1.70358621941922
	$\mu_{(IntErr,3)}$	1.5612264615787	2.88378578994908	4.20634511831945

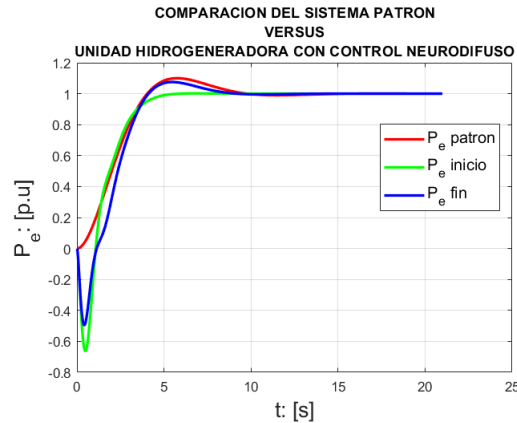
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022



**Figura 6-4:** Diagrama de bloques del modelo LTI del sistema con controlador PID Neurodifuso.

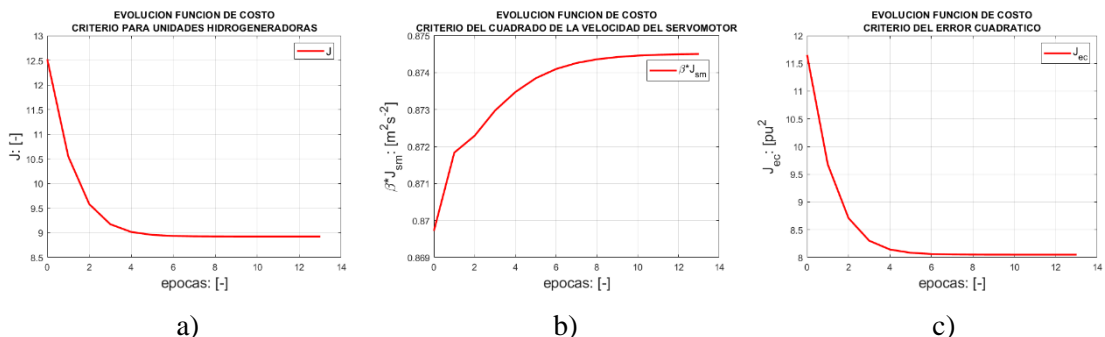
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

El desempeño antes y después del entrenamiento del control PID neurodifuso se comparan con la señal patrón resultante de la asignación del polo de un sistema de segundo orden subamortiguado, y es observado en el Gráfico 18-4.



**Gráfico 18-4:** Comparación del ajuste del modelo servomotor-turbina-generador en lazo cerrado con control PID Neurodifuso respecto al sistema patrón  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El proceso de ajuste de pesos, con el fin de alcanzar el desempeño equivalente al polo asignado, es causa del incremento de la maniobra a nivel del elemento final de control, la posición del servomotor, siendo el cuadrado de su velocidad, en el posicionamiento, el que se emplea como criterio para penalizar la función de costo, pero con un leve factor de participación de un milésimo para permitir cumplir, lo más posible con el desempeño deseado. El Gráfico 19-4 muestra en a) la función de costo diseñada para sintonizar controladores de unidades hidrogeneradora, y en b) el efecto en la función de costo del criterio del cuadrado de la velocidad del servomotor, siendo la gráfica c) el efecto en la función de costo del criterio del error cuadrático del ajuste respecto al patrón dado por el comportamiento del polo asignado.



**Gráfico 19-4:** a) Evolución de la función de costo diseñada para ajustar los parámetros del control PID Neurodifuso, siendo b) y c) los efectos desagregados del cuadrado de la velocidad y del error cuadrático.

**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El comportamiento valorado, en una sucesión de 1603 puntos, y empleando 13 iteraciones o épocas de ajuste en un tiempo de ejecución de 16.7 segundos, permite evidenciar las mejoras bajo el indicador o función de costo de la raíz cuadrada del error cuadrático medio entre el sistema ajustado y la señal patrón, siendo su valor inicial de 0.1205 y su valor final de 0.1002, con un factor de correlación multivariable de Pearson de 0.8447, e indicador que valora la velocidad en el posicionamiento del servomotor de 0.8745. Tal y como se observa en la Tabla 15-4.

**Tabla 15-4:** Parámetros de valoración de Ajustes del Sistema con Controlador Neurodifuso e Indicadores Estadísticos.

Número de muestras	1603	Raíz del Error Cuadrático Medio Inicial	0.120572085684784
Tiempo de Muestreo	0.0131063286967987	Raíz del Error Cuadrático Medio Final	0.100217398233641
Épocas de Entrenamiento	13	Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R^2$	0.84471482329778
Tiempo de ejecución	15.6482937	Milésimo del Valor Cuadrático de la Velocidad de Posicionamiento del Servomotor	0.874504417117073

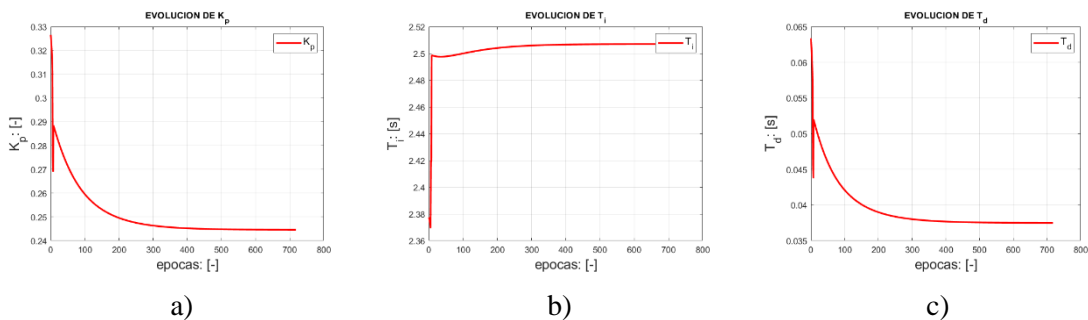
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

#### 4.3.1.2. Sintonización del controlador PID LTI bajo el concepto de asignación de polos implementado empleando el gradiente decreciente a la función de costo que minimiza el estrés mecánico.

Al igual que en el caso con controlador PID Neurodifuso, siendo el sistema constituido por el servomotor, la turbina y el generador, un sistema de fase no mínima, al presentar la turbina un cero en el semiplano derecho, el comportamiento en el tiempo siempre presentará un efecto contrario a la consigna, de manera transitoria, al momento de efectuarse un cambio de consigna, no obstante, al momento de especificar el desempeño siempre se efectúa planteando el deseo de que se presente un sobrepaso y tiempo de establecimiento, propio de un sistema cuya dinámica se corresponde a la de un sistema de segundo orden. Lograr esta semejanza de comportamientos, no es posible tratarla de manera analítica, por múltiples razones, la primera y ya mencionada es el efecto de fase no mínima de la planta, y la segunda, y en correspondencia por lo dicho por Fubini, el PID LTI, presenta tres parámetros, correspondientes a los efectos proporcional, integral y derivativo. Considerando que, con el polo deseado, sólo es posible formar dos ecuaciones en correspondencia con su parte real y su parte imaginaria, en consecuencia no es posible la resolución analítica, es por ello que sólo se puede efectuar dicho ajuste, de la mejor manera posible, empleando técnicas inteligentes de optimización como la del gradiente decreciente, efectuando la comparación entre el desempeño del sistema ajustado y el sistema patrón con polo especificado. El polo específico se asigna tomando en consideración, normalmente, el sobrepaso

del sistema y el tiempo de establecimiento, que para este caso se han fijado en un sobrepaso del 10% y un tiempo de establecimiento de 10 segundos, al igual que en el caso neurodifuso.

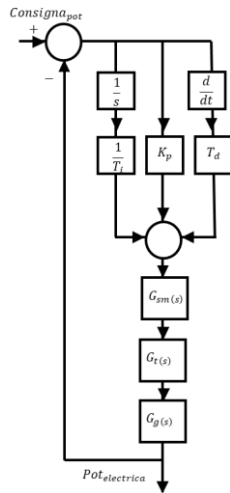
Para poder implementar el controlador PID LTI, se deben iniciar los parámetros  $K_p$ ,  $T_i$  y  $T_d$ , tal que el sistema pueda operar, preferiblemente de forma estable, posteriormente, y en correspondencia con el método del gradiente decreciente, se debe producir variaciones en los parámetros tal que la función de costo, diseñada para este propósito ecuación (46) o (69), disminuya en cada época o proceso de iteración. El Gráfico 20-4, muestran la evolución de los parámetros  $K_p$ ,  $T_i$ ,  $T_d$ , en la medida que optimizan la función de costo.



**Gráfico 20-4:** Evolución de los parámetros del controlador, para mejorar la respuesta de la potencia eléctrica del generador: a) de la ganancia b) del tiempo integral, c) del tiempo derivativo. **Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

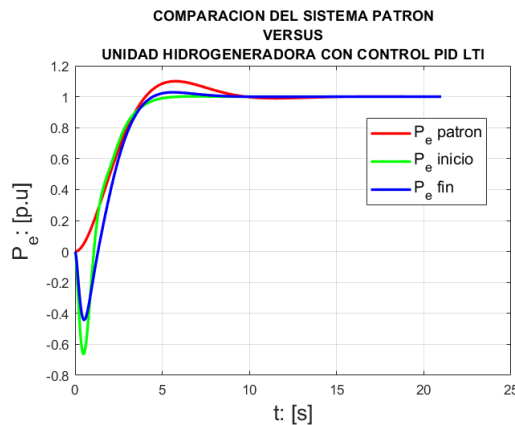
Los resultados de ajuste de parámetros permiten evidenciar la mejoría que experimenta la función de costo diseñada con el propósito de sintonizar el controlador penalizando el error cuadrático y el cuadrado de la velocidad de posicionamiento del servomotor, esta función de costo al mejorar, produce en consecuencia una mejora indirecta en la función de costo de la raíz cuadrada del error cuadrático medio, hasta su convergencia en un mínimo global, tal y como se observa en el Gráfico 22-4.

El diagrama de bloques que reproduce el comportamiento diferencial de los modelos del servomotor, turbina y generador, integrado con el controlador PID LTI, se observa en la Figura 7-4:



**Figura 7-4:** Diagrama de bloques del modelo LTI del sistema con controlador PID LTI.  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

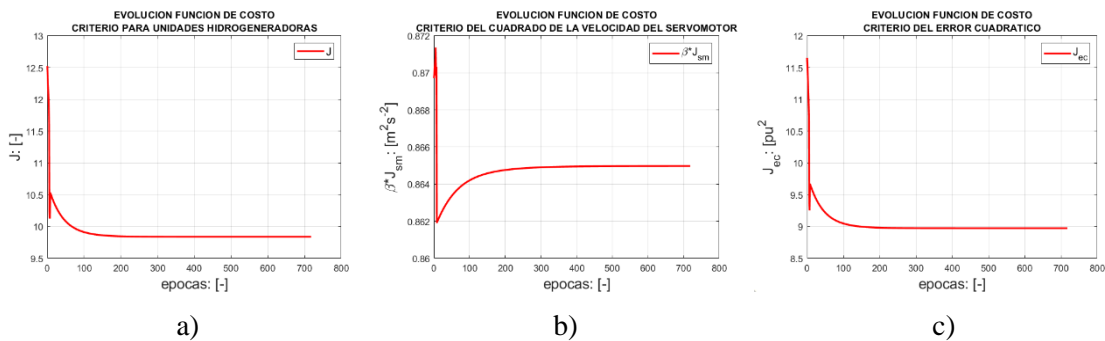
El desempeño antes y después del entrenamiento del control PID LTI se comparan con la señal patrón resultante de la asignación del polo de un sistema de segundo orden subamortiguado, y es observado en el Gráfico 21-4.



**Gráfico 21-4:** Comparación del ajuste del modelo servomotor-turbina-generador en lazo cerrado con control PID LTI respecto al sistema patrón  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

El proceso de los grados de libertad, parámetros  $K_p$ ,  $T_i$ , y  $T_d$ , con el fin de alcanzar el desempeño equivalente al polo asignado, es causa del incremento de la maniobra a nivel del elemento final de control, la posición del servomotor, siendo el cuadrado de su velocidad, en el posicionamiento, el que se emplea como criterio para penalizar la función de costo, pero con un leve factor de participación de un milésimo para permitir cumplir, lo más posible, con el desempeño deseado. El Gráfico 22-4 muestra en a) la función de costo diseñada para sintonizar controladores de unidades hidrogenadora, y en b) el efecto en la función de costo del criterio del cuadrado de la

velocidad del servomotor, siendo la gráfica c) el efecto en la función de costo del criterio del error cuadrático del ajuste respecto al patrón dado por el comportamiento del polo asignado.



**Gráfico 22-4:** a) Evolución de la función de costo diseñada para ajustar los parámetros del control PID Neurodifuso, siendo b) y c) los efectos desagregados del cuadrado de la velocidad y del error cuadrático.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

**Tabla 16-4:** Parámetros de valoración de Ajustes del Sistema con Controlador LTI e Indicadores Estadísticos.

Número de muestras	1603	Ajuste inicial del controlador PID LTI	
Tiempo de Muestreo	0.0131063286967987	Kp	0.326553899631302
Épocas de Entrenamiento	718	Ti	2.37747312377686
Tiempo de ejecución	619.6638108	Td	0.0633819174630004
Raíz del Error Cuadrático Medio Inicial	0.120572085684784	Ajuste final del controlador PID LTI	
Raíz del Error Cuadrático Medio Final	0.105812442538543	Kp	0.24460511522029
Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R^2_y$	0.826891962715176	Ti	2.50702840453473
		Td	0.0374999192767759
		Milésimo del Valor Cuadrático de la Velocidad de Posicionamiento del Servomotor	0.864975715794913

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

El comportamiento valorado, en una sucesión de 1603 puntos, y empleando 718 iteraciones o épocas de ajuste en un tiempo de ejecución de 578 segundos, permite evidenciar las mejorías bajo el indicador o función de costo de la raíz cuadrada del error cuadrático medio entre el sistema ajustado y la señal patrón, siendo su valor inicial de 0.1205 y su valor final de 0.1058, con un factor de correlación multivariable de Pearson de 0.8268, e indicador que valora la velocidad en el posicionamiento del servomotor de 0.8649. Tal y como se observa en la Tabla 16-4.

#### 4.3.1.3. Comparación entre los parámetros de valoración de ajustes del sistema servomotor, turbina, generador con controlador PID LTI y PID neurodifuso

Como en todo proceso comparativo de desempeño, debe ofrecerse igualdad de condiciones al inicio, y con las mismas oportunidades y herramientas para mejorar, es por ello por lo que el estudio temporal se efectúa con la misma señal patrón correspondiente al polo asignado, con el mismo tiempo de muestreo, siendo la inicialización del sistema de control PID neurodifuso, entrenado para que inicialmente ofrezca el mismo indicador o función de costo de la raíz cuadrada del error cuadrático medio.

**Tabla 17-4:** Resultados comparativos entre reguladores PID LTI y PID neurodifuso en ajuste respecto a el polo asignado

PID LTI		PID Neurodifuso	
Número de muestras	1603	Número de muestras	1603
Tiempo de Muestreo	0.0131063286967987	Tiempo de Muestreo	0.0131063286967987
Épocas de Entrenamiento	718	Épocas de Entrenamiento	13
Tiempo de ejecución	619.6638108	Tiempo de ejecución	15.6482937
Raíz del Error Cuadrático Medio Inicial	0.120572085684784	Raíz del Error Cuadrático Medio Inicial	0.120572085684784
Raíz del Error Cuadrático Medio Final	0.105812442538543	Raíz del Error Cuadrático Medio Final	0.100217398233641
Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	0.826891962715176	Factor de Correlación Cuadrático Multivariable $R_y^2$	0.84471482329778
Milésimo del Valor Cuadrático de la Velocidad de Posicionamiento del Servomotor	0.864975715794913	Milésimo del Valor Cuadrático de la Velocidad de Posicionamiento del Servomotor	0.874504417117073

**Realizado por:** Jesús Rodríguez Flores 2022

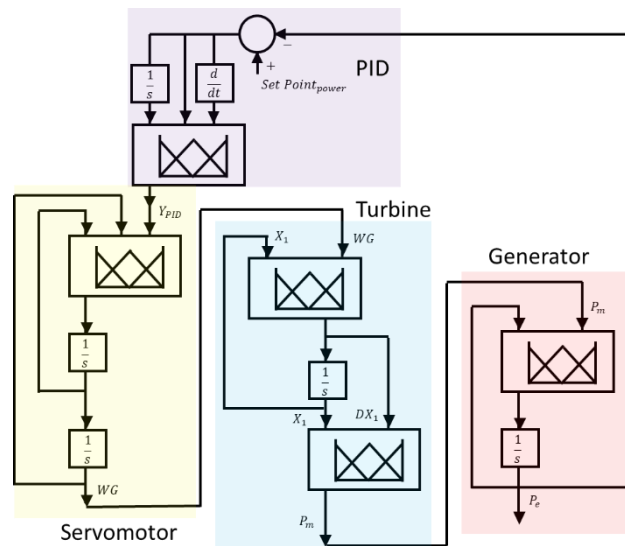
Es posteriormente, donde se evidencia la bondad de un sistema con 27 parámetros a ajustar, contra otro de tan sólo 3. Es decir, ante las mismas condiciones, el controlador PID neurodifuso, se plantea en ventaja en comparación con el controlador PID LTI, y esto se evidencia en la tabla comparativa, puesto que el control PID neurodifuso necesitó menos épocas para lograr un mejor indicador o función de costo, siendo lo más importante este último criterio, la mejora de la función de costo. Como consecuencia lógica, el controlador PID neurodifuso, necesitó algo más de tiempo para poder entrenarse en comparación con el controlador PID LTI. Finalmente, bajo los conceptos de identificación y de comparación de desempeños con muestras temporales, se tiene que el controlador PID neurodifuso presentó mejor factor de correlación cuadrática multivariable respecto al controlador PID LTI, aunque no presentó menor criterio de valoración en la velocidad del servomotor al momento de posicionarse y alcanzar la consigna, sin embargo como este aporte se ponderó en un milésimo, para ser aplicado en la función de costo diseñada para la unidad hidrogenadora, el ajuste del PID difuso superó al del PID LTI, de forma global. En la Tabla 17-4 se presenta un resumen de los resultados del estudio.



#### 4.4. Evaluación de desempeño del modelo desarrollado para la unidad hidrogeneradora de la central Agoyán, considerando el modelo diferencial neurodifuso

##### 4.4.1. Comportamiento del modelo diferencial neurodifuso ante variaciones de consigna de potencia

La principal ventaja de contar con un modelo diferencial neurodifuso de una unidad hidrogeneradora de la Central Agoyán, es la capacidad de realizar pruebas, con resultados muy próximo a los reales, que permitan mejorar el desempeño tanto de las acciones de control, como de intervenciones dadas a nivel de servomotor (y esto debido a que tanto la turbina como el generador no son susceptibles de intervención que provoquen cambios significativos en su desempeño), no obstante, el mayor aporte radica en la capacidad de evaluar maniobras de operación en la gestión de generar potencia eléctrica.

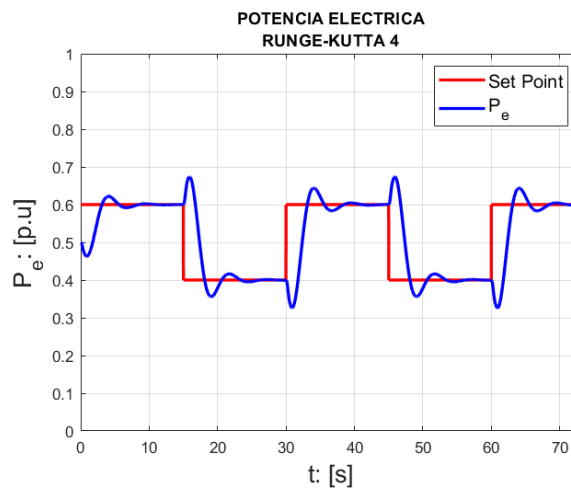


**Figura 8-4:** Modelo diferencial neurodifuso del Control PID, servomotor, turbina, y generador operando en lazo cerrado.

**Realizado por:** Jesús Rodríguez Flores 2022

Por ejemplo, la Figura 8-4, muestra el modelo completo integrado del sistema diferencial neurodifuso de las unidades hidrogeneradoras de Agoyán. Ahora bien, si se desea evaluar qué pasa ante un cambio brusco de consigna, entorno a un punto de operación del 50% (siendo la potencia máxima o 100% 78Mw) es suficiente sintetizar una señal de consigna y someterla a evaluación por el sistema, mismo que por ser simulado, presenta muy buena aproximación al ser ejecutado empleando un Runge-Kutta de orden 4.

El Gráfico 23-4 muestra como ante una variación del 20% para alcanzar el 60%, desde el 40%, se produce un valor mínimo previo de 32.57%, por el contrario, para cuando trasciende de 60% de generación a 40%, primero experimenta un valor máximo de 67.42%, esto debido al fenómeno hidráulico, es decir, a la inercia del agua y el golpe de ariete inherente, razón por lo que se denomina sistema de fase no mínima al presentar en su modelo diferencial un cero en el semiplano derecho del plano transformado de Laplace.



**Gráfico 23-4:** Respuesta simulada de una unidad de la Central Agoyán para cuando se produce una variación de potencia del 10% respecto al 50% de generación  
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

#### 4.4.2. Determinación del comportamiento de la presión en la caja espiral con bases en la ecuación Bernoulli-Euler tomando como referencia la potencia eléctrica de la unidad hidrogenadora

El comportamiento diferencial del discurrir del agua produce un modelo del tipo de fase no mínima que se evidencia en el modelo de la turbina, y más específicamente en la relación causa efecto de la posición del servomotor y con ello de las paletas directrices de la unidad hidrogenadora y la potencia mecánica, siendo esta última la entrada del modelo diferencial del generador, por lo tanto, y considerando que existe una relación entre el caudal turbinado y la potencia eléctrica generada, se cuantifica esta relación por medio de la ecuación (69):

$$P_e = \rho QH \quad (69)$$

Siendo  $\rho$  el peso específico,  $Q$  el caudal turbinado y  $H$ , la caída neta en el proceso de hidrogenación.

Por lo tanto el caudal puede ser aproximado a partir de la siguiente ecuación:

$$Q = \frac{P_e}{\rho H} \quad (70)$$

Conociendo la sección transversal de la tubería forzada, cuya dimensión es equivalente a la sección de entrada del caracol de la caja espiral, se puede determinar la velocidad del fluido que discurre en este punto, para ello se hace uso de la ecuación (71):

$$Q = Av \quad (71)$$

Por lo tanto, se tiene que:

$$v = \frac{Q}{A} = \frac{P_e}{\rho AH} \quad (72)$$

La caída neta, es compleja de calcular, por lo que se suele estimar a partir de la potencia máxima, como consecuencia del caudal máximo turbinado.

$$H_n = \frac{P_{emax}}{\rho Q_{max}} \quad (73)$$

Por ende, la velocidad del caudal turbinado para cualquier potencia queda determinado por

$$v = \frac{P_e Q_{max}}{P_{emax} A} \quad (74)$$

Empleando la relación de Bernoulli-Euler para estudiar la dinámica de fluidos, se obtiene una relación como la dada por la ecuación (75):

$$\frac{v^2}{2g} + \frac{P}{\rho} = H_{bruta} \quad (75)$$

Por lo tanto, la presión en la caja espiral, a nivel de la turbina puede ser estimada empleando la ecuación (76)

$$P = \rho \left( H_{bruta} - \left( \frac{P_e Q_{max}}{P_{emax} A} \right)^2 \frac{1}{2g} \right) \quad (76)$$

En la Tabla 18-4, se presentan datos y estimaciones que son relevantes en este modelo que permite estimar la presión en la caja espiral.

**Tabla 18-4:** Parámetros la Central Agoyan que permiten estimar la caída bruta y neta

Dimensiones Directas			Dimensiones Indirectas		
Peso específico	$\rho$	9800			
Potencia eléctrica máxima	$P_{emax}$	78			
Caudal turbinado máximo	$Q_{max}$	60	Caída neta	$H_n$	132.65306122449

Cota de la turbina respecto al nivel del mar	$H_{turbina}$	1490	Caída bruta	$H_{bruta}$	161
Cota máximo de la toma respecto al nivel del mar	$H_{cota\ embalse}$	1651			

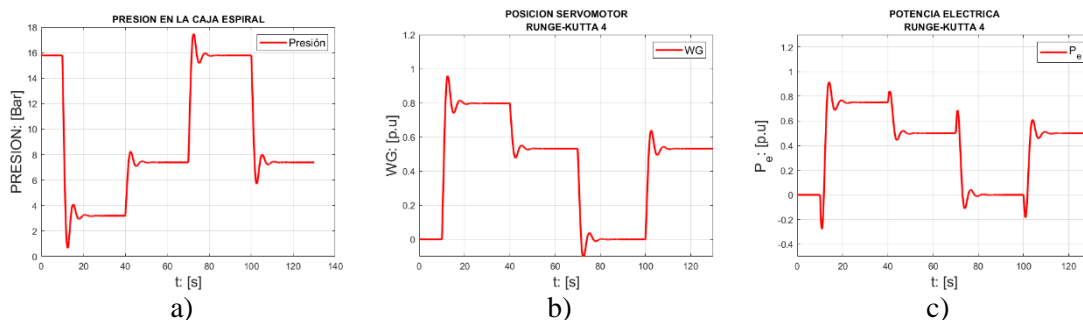
Fuente: (MEER, 2015)

Considerando que, existe una relación casi lineal entre la posición del servomotor o paletas directrices y la potencia tanto mecánica como eléctrica, se puede plantear la ecuación (77).

$$P = \rho \left( H_{bruta} - \frac{H_{bruta}}{H_{neta}} \left( \frac{WG \times Q_{max}}{WG_{max}A} \right)^2 \frac{1}{2g} \right) \quad (77)$$

Por afectar directamente a la entrada de la turbina, es precisamente en este punto donde es mejor, por razones dinámicas, explicar el comportamiento de la presión en la caja espiral a nivel de la turbina. Por lo normal, estos sensores de presión se ubican en las adyacencias de la boca de visita de inspección de la caja espiral.

El Gráfico 24-4 muestra como ante una apertura o cierre del servomotor (gráfico b) se produce una acción inversa con caída de presión o incremento de presión en la caja espiral, como se observa en la gráfica a), no obstante, al comparar el comportamiento de la presión en la caja espiral con la potencia eléctrica, se puede observar una causalidad dinámica que justifica el porqué de un transitorio inverso de potencia durante el incremento o decremento de la misma.



**Gráfico 24-4:** Relación causa efecto entre el movimiento de los servomotores b), la presión en la caja espiral a) y la potencia eléctrica de la unidad hidrogeneradora c).

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

## CONCLUSIONES

En la memoria se desarrolló el modelo diferencial neurodifuso del hidrogenerador de la Central Agoyán, ubicada en la localidad de Baños de Agua Santa, para la sintonización del controlador PID lineal invariante en el tiempo y neurodifuso. Lo más importante del modelo desarrollado fue la capacidad de ajustar, de mejor manera, la respuesta dinámica del sistema para la generación de potencia eléctrica, con la potencia eléctrica como señal patrón generada a partir de una especificación de polos. El desarrollo de este modelo de naturaleza dinámica diferencial, aún presentando etapas neurodifusas para su mejora, era por naturaleza desagregado por sistemas claramente definidos y cuyo orden nominal reducido le permitió ser más manejable, numéricamente hablando, toda vez que permitió incorporar modelación instantánea que combinada con la dinámica del servomotor predijo el comportamiento de la presión en la caja espiral, con una total correspondencia con lo esperado, es decir, ante el cierre total de servomotores, la presión presentada en la simulación se correspondió, numéricamente, con el valor de la columna de agua, bajo condición estática, y por el contrario, en presencia de una generación al cien por ciento, la presión en la caja espiral fue cero por una transformación total de energías, incluso el fenómeno de fase no mínima del sistema se evidenció, a nivel de presión en la caja espiral, hasta con los valores de presión negativa ocasionada por el vacío generado ante una apertura rápida del servomotor. Ahora bien, lo más complejo de este modelo es generar la activación de reglas y cumplir con los cuatro pasos que exige un Runge-Kutta de orden cuatro, y sobre todo lo que tiene que ver con los ajustes de pesos que origina una condición profusa de mínimos locales que provocó convergencias erradas del método de optimización del gradiente decreciente aplicado sobre la función de costo diseñada para mejorar el desempeño considerando mitigar el estrés mecánico, para ello fue necesario repetir la simulación muchas veces buscando valores de inicialización hasta que finalmente se lograra una convergencia global.

Para cumplir con el objetivo general, y tal como se explica en la operacionalización de las variables, en la metodología, primero se parametrizaron los modelos de la turbina, el generador y el servomotor, haciendo uso del método de optimización del gradiente decreciente, para lograr ajustar el registro de la potencia eléctrica del generador como respuesta a la variación de la señal de control. Es importante señalar que la determinación conjunta de los diferentes modelos, y por ende de un orden nominal superior, exige una inicialización acorde a la realidad por lo que de manera particular interviene mucho la experiencia de quien implemente el proceso de optimización o aprendizaje, no obstante resulta exultante observar la convergencia del modelo con la muestra experimental de las señales aportadas tanto de control como de potencia eléctrica sin importar la presencia de ruido inherente al proceso de registro durante la prueba. La principal

ayuda en el proceso de identificación lo constituyó el hecho de existir información del fenómeno de fase no mínima presente en la turbina y procedimientos que permitieron la parametrización para finalmente obtener la constante de inercia del agua, como parámetro que establece la condición dinámica más compleja y de mayor importancia en el modelo conjunto.

En la memoria se estructuraron los modelos neurodifusos, tal que, aplicando el método de optimización del gradiente decreciente, se ajusten los singletones o pesos del modelo, para que sean capaces de reproducir el modelo lineal obtenido mediante muestra temporal de la señal de control y potencia eléctrica. Es importante señalar que, durante el proceso de optimización, empleando el método del gradiente decreciente, se complementó la estructura del algoritmo con el concepto de aprendizaje inteligente, siendo para ello necesario incorporar un parámetro de aprendizaje el cual se planteó, en correspondencia con la teoría, con un valor pequeño y positivo, no obstante fue necesario admitir un factor de aprendizaje con signo negativo para lograr el proceso de convergencia en el aprendizaje. Este proceso de optimización exigió mucho tiempo invertido en ensayo y error tal que se pudiese encontrar el factor de aprendizaje, tanto en magnitud como en signo, para que en conjunto con el establecimiento del límite de iteraciones se lograra la convergencia bajo los estándares admisibles de los criterios de identificación, en particular la satisfacción del factor de correlación cuadrática multivariable de Pearson y de los criterios de la raíz del error cuadrático medio relativo porcentual.

Dando cumplimiento al objetivo específico, se planteó una función de costo tal que minimizó el estrés mecánico medido a nivel de servomotores para el ajuste del controlador PID tanto neurodifuso como LTI, para ello se incorporó a la función de costo, como criterio de optimización, ya conocida del error cuadrático medio entre la predicción y el patrón de entrenamiento, el valor cuadrático medio de la velocidad del servomotor, durante el proceso de ajuste. Lo más importante en el logro de este objetivo fue el encontrar parámetros, tanto para el PID LTI como para el PID neurodifusos, capaces de satisfacer la condición patrón especificada mediante la asignación de un polo, como desempeño estándar industrial del comportamiento equivalente de un sistema de segundo orden, siendo lo más complejo durante el entrenamiento la asignación inicial de parámetros tal que se lograra parámetros que garantizaran la estabilidad del sistema conjunto operando en lazo cerrado.

Finalmente se tiene que, mediante tabla comparativa, realizada durante el entrenamiento de los sistemas, con controlador PID LTI y PID neurodifuso, y garantizando puntos de partida con igual valor de la función de costo inicial, se logró probar la hipótesis, siendo el sistema controlado con el PID neurodifuso quien presentó mejor ajuste global de desempeño, teniendo presente el estrés

medido empleando el valor cuadrático de la velocidad del servomotor, como elementos de la función costo planteada para tal fin.

## **RECOMENDACIONES**

Por razones inherentes al proceso de generación, y las condiciones de seguridad que deben cumplirse, la realización de pruebas prolijas que registradas permitan ajustar los modelos diferenciales neurodifusos tal que se pueda cumplir con una reproducción más ajustadas a las no linealidades, deberán formar parte de un proyecto de investigación futuro que involucre de manera participativa a la entidad gubernamental, esto debido a que los tiempos de experimentación y los casos evaluados exigen lapsos que en promedio toman mucho más de un año. Adicionalmente, el modelo cubre una parte de la realidad que en conjunto debería involucrar a un sistema eléctrico nacional simplificado tal que se pueda incorporar la modelación del efecto de la frecuencia de la unidad hidrogenadora sincronizada a una barra de energía, como la del sistema interconectado nacional.



## BIBLIOGRAFÍA

- Ahn, C. W. (2006). Practical genetic algorithms. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 18). [https://doi.org/10.1007/11543138\\_2](https://doi.org/10.1007/11543138_2)
- Arévalo, H. (2017). *Modelación De La Transferencia De Energía Entre Un Aprovechamiento Hidroenergético Y Turbomáquinas*. <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/17312/1/CD-7806.pdf>
- Bakaev, M., & Razumnikova, O. (2021). What Makes a UI Simple? Difficulty and Complexity in Tasks Engaging Visual-Spatial Working Memory. *Future Internet*, 13(1), 21. <https://doi.org/10.3390/fi13010021>
- Baturone, I., Sánchez-Solano, S., Barriga, Á., & Huertas, J. L. (1997). Implementation of CMOS fuzzy controllers as mixed-signal integrated circuits. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 5(1), 1–19. <https://doi.org/10.1109/91.554443>
- Castaño, C., Giraldo, E., Ortiz, R., & Bernal, A. (2009). *Automatización y control de un sistema de generación hidroeléctrico didáctico y modular*. 1–8.
- Celikyilmaz, A., & Turksen, I. B. (2015). Modeling uncertainty with fuzzy logic: with recent theory and applications. In *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis* (Vol. 53, Issue 9). Springer. <http://publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/245180/245180.pdf> <https://hdl.handle.net/20.500.12380/245180> <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsames.2011.03.003> <https://doi.org/10.1016/j.gr.2017.08.001> <http://dx.doi.org/10.1016/j.precamres.2014.12>
- Chapra, S. C., & Canales, R. P. (2007). *Métodos numéricos para ingenieros (5a. ed.)*. mc.
- Dehghani, M., Montazeri, Z., Dehghani, A., Malik, O. P., & Morales-menendez, R. (2021). *Binary Spring Search Algorithm for Solving Various Optimization Problems*. 1–17.
- Estrada Viana, I. D., Peña Palacio, J. A., & Lemus Guarnizo, C. (2012). Identificación de pequeñas centrales hidroeléctricas mediante la utilización de modelos predictivos. *Revista Soluciones Postgrados EIA*, 8(Marzo 2015). [https://www.researchgate.net/publication/233834055\\_Identificacion\\_de\\_pequeñas\\_centrales\\_hidroelectricas\\_mediante\\_la\\_utilizacion\\_de\\_modelos\\_predictivos](https://www.researchgate.net/publication/233834055_Identificacion_de_pequeñas_centrales_hidroelectricas_mediante_la_utilizacion_de_modelos_predictivos)
- Franchi, E., Manaresi, N., Rovatti, R., Bellini, A., & Baccarani, G. (1998). Analog synthesis of nonlinear functions based on fuzzy logic. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 33(6), 885–894. <https://doi.org/10.1109/4.678651>
- Guo, S., Peters, L., & Surmann, H. (1996). Design and application of an analog fuzzy logic controller. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(4), 429–438. <https://doi.org/10.1109/91.544303>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). Metodología de la investigación. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (6ta edició, Vol. 53, Issue 9). MacGraw-Hill.

- IEEE Working Group Report. (2013). *HYDRAULIC TURBINE AND TURBINE CONTROL MODELS FOR SYSTEM DYNAMIC STUDIES*. 53(9), 1689–1699.
- Izquierdo, S. S., & Izquierdo, L. R. (2016). Mamdani Fuzzy Systems for Modelling and Simulation : A Critical Assessment. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*. <https://doi.org/10.18564/jasss.3660>
- Jang, J. S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 23(3), 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
- Kreyszig, E. (2006). *Advanced engineering mathematics*. Wiley.
- Kundur, P. (1994). *POWER SYSTEM STABILITY AND CONTROL*. McGraw-Hill.
- Ljung, L. (1999). System identification: theory for the user. In *Prentice Hall* (Vol. 25, Issue 3).
- Mathworks, C. (2020). *Fuzzy Logic Toolbox™ User 's Guide R 2020 a*.
- McKinnon, K. I. M. (1998). Convergence of the Nelder-Mead simplex method to a nonstationary point. *SIAM Journal on Optimization*, 9(1), 148–158. <https://doi.org/10.1137/S1052623496303482>
- MEER. (2015). *Informe de Rendición de Cuentas MEER 2015*. 81. <http://www.energia.gob.ec>
- Mendel, J. M. (1995). Fuzzy-Logic Systems for Engineering - a Tutorial (Vol 83, Pg 345, 1995). *Proceedings of the Ieee*, 83(9), 1293.
- Miki, T., & Yamakawa, T. (1995). Fuzzy Inference on an Analog Fuzzy Chip. *IEEE Micro*, 15(4), 8–18. <https://doi.org/10.1109/40.400638>
- Nelder, J. A., & Mead, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4), 308–313. <https://doi.org/10.1093/comjnl/7.4.308>
- Ogata, K. (2010). *Ingeniería de control moderna*. Pearson Educación.
- Ossai, C. I. (2019). A data-driven machine learning approach for corrosion risk assessment—a comparative study. *Big Data and Cognitive Computing*, 3(2), 1–22. <https://doi.org/10.3390/bdcc3020028>
- Quiroga, O. D. (2000). *Modelling and nonlinear control of voltage frequency of hydroelectric power plants* [Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://upcommons.upc.edu/handle/2117/93249>
- Rodríguez-Flores, J. A. (2009). *Estudio de estabilidad no Dimensional de una Turbina Francis y Modelado Dinámico de la Potencia Mecánica Mediante Lógica Borrosa*. Málaga.
- Rodríguez-Vázquez, A., Navas, R., Delgado-Restituto, M., & Vidal-Verdú, F. (1999). A modular programmable cmos analog fuzzy controller chip. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, 46(3), 251–265. <https://doi.org/10.1109/82.754859>
- Rouvray, D. H. (1996). Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and applications. In *Endeavour* (Vol. 20, Issue 1). [https://doi.org/10.1016/s0160-9327\(96\)90083-6](https://doi.org/10.1016/s0160-9327(96)90083-6)

- Roy, S., & Chakraborty, U. (2013). *Introduction to soft computing*. Pearson.
- Sivanandam, S. N., Sumathi, S., & Deepa, S. N. (2007). Introduction to fuzzy logic using MATLAB. In *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-35781-0>
- Smith, Carlos A; Corripio, A. (1991). *Carlos a . Smith* (1era ed.). Limusa.
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1984). Derivation of Fuzzy Control Rules From Human Operator'S Control Actions. *IFAC Proceedings Series*, 16(13), 55–60. [https://doi.org/10.1016/s1474-6670\(17\)62005-6](https://doi.org/10.1016/s1474-6670(17)62005-6)
- Trujillo-Naharro, S. (2012). *Modelado y control de una Central Hidroeléctrica*. 48. [http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/70392/fichero/TFM\\_Sara\\_Trujillo.pdf](http://bibing.us.es/proyectos/abreproy/70392/fichero/TFM_Sara_Trujillo.pdf)
- Walpole, R. E. (2012). *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. P. <http://library1.nida.ac.th/termpaper6/sd/2554/19755.pdf>
- Wang, L.-X. (1997). A COURSE IN ' FUZZY A Course in Fuzzy Systems and Control. *Design*, 448. <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=248374&dl=>
- Wang, L. X. (1992). *Fuzzy systems are universal approximators*. 1163–1170. <https://doi.org/10.1109/fuzzy.1992.258721>
- Yamakawa, T. (1993). Fuzzy inference engine in nonlinear analog mode and its application to a fuzzy logic control. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 4(3), 496–522. <https://doi.org/10.1109/72.217192>
- Yen, J., & Langari, R. (1999). *Fuzzy logic: intelligence, control, and information*. Prentice Hall.
- Zeng, X. J., & Singh, M. G. (1995). Approximation Theory of Fuzzy Systems—MIMO Case. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(2), 219–235. <https://doi.org/10.1109/91.388175>
- Zeng, X. J., & Singh, M. G. (1996). Approximation accuracy analysis of fuzzy systems as function approximators. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 4(1), 44–62. <https://doi.org/10.1109/91.481844>

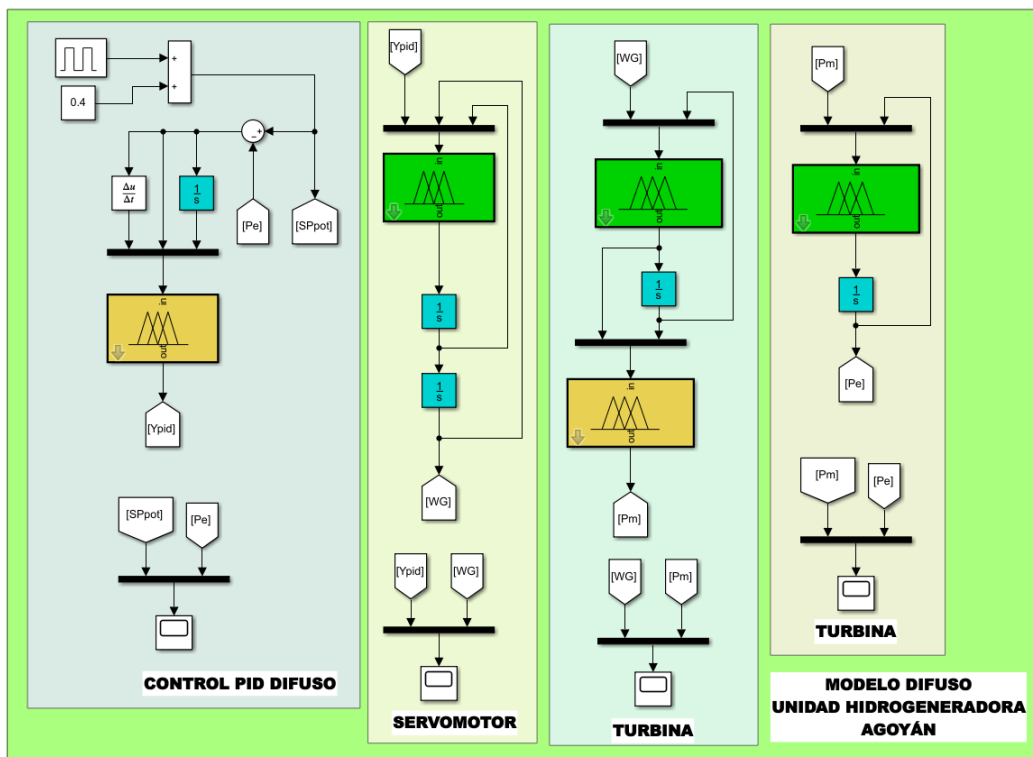
## ANEXOS

### ANEXO A

#### MODELO DIFUSO DE LA UNIDAD HIDROGENERADORA DE LA CENTRAL AGOYÁN IMPLEMENTADO CON FUZZY LOGIC DESIGNER Y SIMULINK

La implementación del modelo difuso de la Central Hidroeléctrica Agoyán, empleando software sofisticados, permite, de manera rápida, la verificación y evaluación del comportamiento diferencial, ante diferentes entradas o condiciones de consigna de potencia.

A continuación, se presentan aspectos de la parametrización del software fuzzyLogicDesigner. De manera general, en la Figura 1-A, se presenta una visión global del diagrama de simulación implementado en Simulink, y luego se procede a ilustrar el proceso de parametrización de cada uno de los bloques difusos.



**Figura 1-A:** Diagrama de simulación de una unidad hidrogenadora de Agoyán.

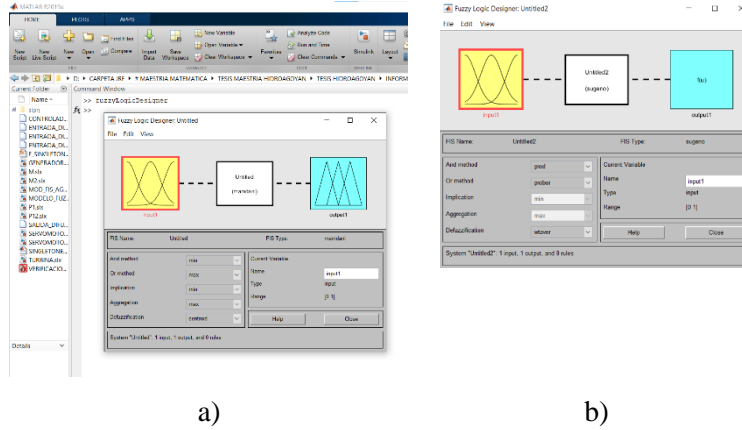
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

La parametrización efectuada en el fuzzyLogicDesigner y el diagrama de bloques de simulación, desarrollado en Simulink y presentado en la Figura 1-A, pueden ser descargados y evaluados en la versión de Matlab R2019a o posterior, para ello haga uso del siguiente enlace o link:

[https://www.dropbox.com/sh/76zrhmjwl3a3ez6/AADaenjkKhqypJ\\_qG6rnXkkna?dl=0](https://www.dropbox.com/sh/76zrhmjwl3a3ez6/AADaenjkKhqypJ_qG6rnXkkna?dl=0)

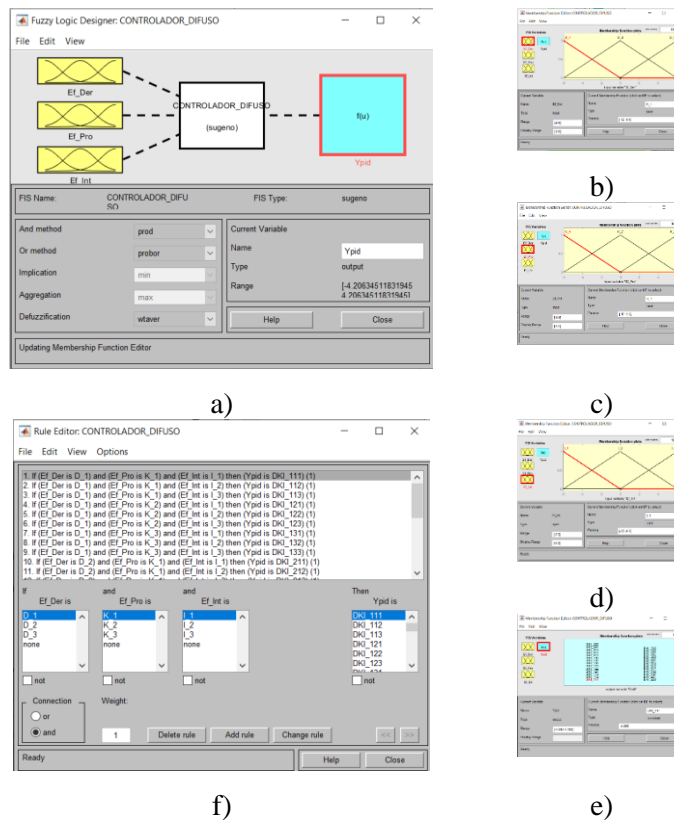
## Parametrización del núcleo difuso del controlador PID

Se invoca el toolbox, desde el Comand Windows de Matlab: fuzzyLogicDesigner, como se observa en la Figura 2-A, esto se cumple para todos los núcleos difusos implementados.



**Figura 2-A:** a) apertura del asistente para diseño de lógica borrosa, por defecto Mamdani. b) Sistema de inferencia borrosa por el método de Sugeno.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022



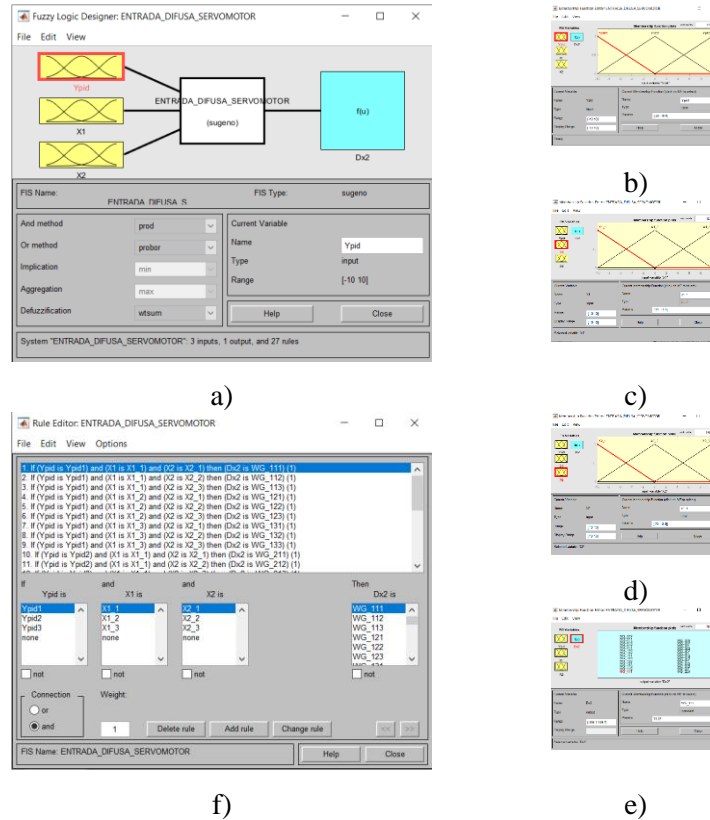
**Figura 3-A:** a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0. b) c) d) Funciones de pertenencia de las entradas, y e) Valores de defusificación de salida, singletons o alturas. f) Reglas de inferencia.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

Luego de seleccionar el sistema de inferencia de Sugeno, se procede a configurar, las entradas, salidas y las reglas. En la Figura 3-A se aprecian las funciones de pertenencia de cada universo del discurso para cada una de las entradas, y como estas se relacionan por medio de las reglas de inferencia. El sistema de inferencia difuso del controlador PID, presenta un total de 27 reglas, lo que sin lugar a duda es algo prolijo para ser, de manera directa, determinadas por un experto. En la página 63, en la sección: Sintonización de controladores diferenciales PID difuso y PID lineal e invariante en el tiempo, se presentan las tablas y valores para la parametrización de cada uno de los apartados o módulos del sistema de inferencia difuso.

## Parametrización del núcleo difuso del modelo del servomotor

La Figura 4-A, presenta la estructura de la parametrización del sistema difuso del servomotor, para cuando se emplea el toolbox fuzzyLogicDesigner. La página 60, en la sección titulada: Obtención del modelo diferencial neurodifuso del servomotor, se encuentran las gráficas de las funciones de pertenencia y las tablas de los singletones o alturas para la defusificación.

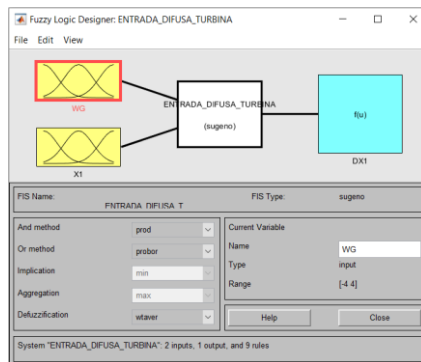


**Figura 4-A:** a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para el servomotor. b) Orden del controlador c) Posición del servomotor d) Velocidad del servomotor, y e) Valores de defusificación de salida, singletons o alturas. f) Reglas de inferencia.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

## Parametrización del núcleo difuso del modelo de la turbina

La Figura 5-A, presenta la estructura de la parametrización del sistema difuso, de entrada, o de obtención de la derivada de mayor orden, de la turbina, para cuando se emplea el toolbox fuzzyLogicDesigner. La página 54, en la sección titulada: Obtención del modelo diferencial neurodifuso de la turbina, se encuentran las gráficas de las funciones de pertenencia y las tablas de los singletons o alturas para la defusificación.



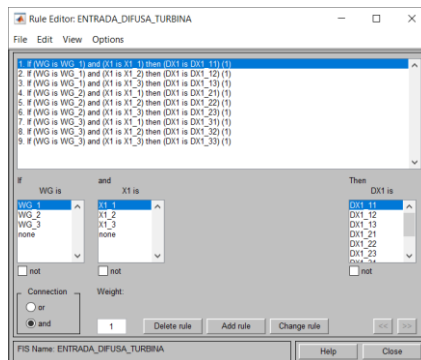
a)



b)



c)



e)



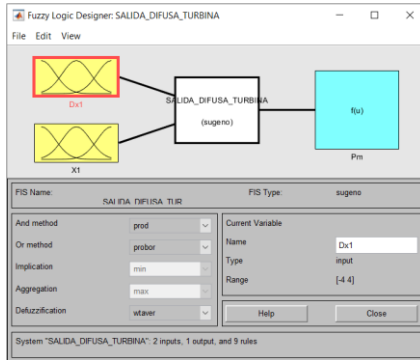
d)

**Figura 5-A:** a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la entrada de la turbina. b) Posición del servomotor, c) Potencia mecánica d) Valores de defusificación de salida, singletons o alturas. f) Reglas de inferencia.

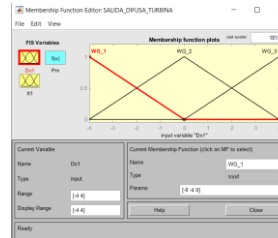
Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022



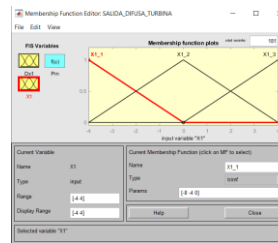
La Figura 6-A, presenta la estructura de la parametrización del sistema difuso, de salida, o de obtención de la agregación de los estados observados del modelo, de la turbina, para cuando se emplea el toolbox fuzzyLogicDesigner. La página 54, en la sección titulada: Obtención del modelo diferencial neurodifuso de la turbina, se encuentran las gráficas de las funciones de pertenencia y las tablas de los singletons o alturas para la defusificación.



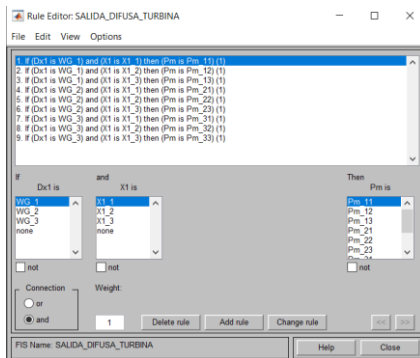
a)



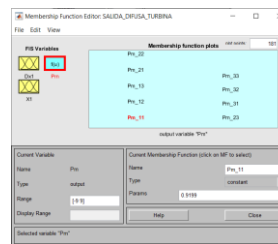
b)



c)



e)



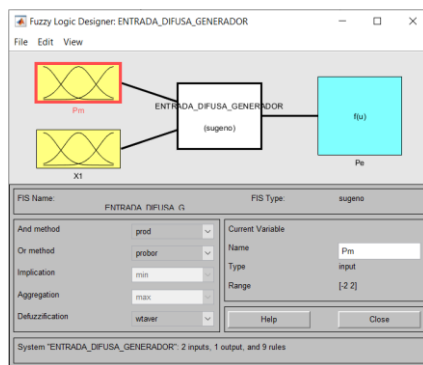
d)

**Figura 6-A:** a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la salida de la turbina. b) Derivada de la potencia mecánica, c) Potencia mecánica d) Valores de defusificación de salida, singletons o alturas. f) Reglas de inferencia.

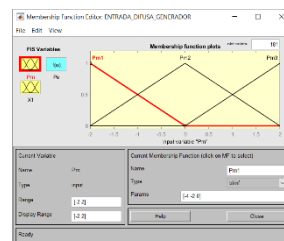
**Realizado por:** Rodríguez Flores, Jesús 2022

## Parametrización del núcleo difuso del modelo del generador

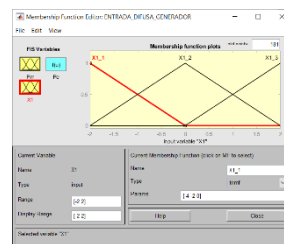
La Figura 7-A, presenta la estructura de la parametrización del sistema difuso, de entrada, o de obtención de la derivada de mayor orden, del modelo del generador, para cuando se emplea el toolbox fuzzyLogicDesigner. La página 57, en la sección titulada: Obtención del modelo diferencial neurodifuso del generador, se encuentran las gráficas de las funciones de pertenencia y las tablas de los singletons o alturas para la defusificación.



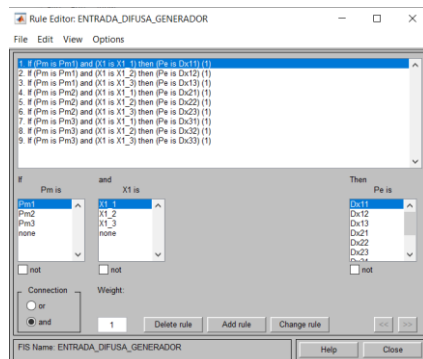
a)



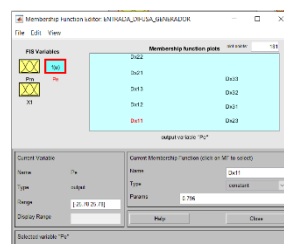
b)



c)



e)



d)

**Figura 7-A:** a) Sistema de inferencia difuso empleando TSK orden 0 para la predicción de la entrada del generador. b) Potencia mecánica, c) Potencia eléctrica d) Valores de defusificación de salida, singletons o alturas. f) Reglas de inferencia.

Realizado por: Rodríguez Flores, Jesús 2022

## **ANEXO B**

### **CENTRAL AGOYÁN 156 MW**

A continuación se presenta información de la central Agoyán tomada del informe de rendición de cuentas de la empresa CELEC EP, específicamente la Unidad de Negocios Hidroagoyán (MEER, 2015).

La central Agoyán aprovecha el caudal del río Pastaza, formado principalmente por los ríos el Chambo y Patate, con un caudal promedio mensual de 122 m<sup>3</sup>/s, está ubicada en la provincia de Tungurahua a 180 Km al sur este de Quito y a 5 Km al este de ciudad turística de Baños en el sector de Ulba.

La central Agoyán utiliza la cuenca del río Pastaza, cuya extensión es de 8.237 Km<sup>2</sup>, que corresponden a las provincias de Tungurahua, Cotopaxi y Chimborazo, con una producción media anual de 1000 GW hora al año.

Dispone de una represa de hormigón armado, de 300m de longitud, 43m de altura y la elevación de la corona es de 1.653m sobre el nivel del mar, el embalse tiene un volumen de almacenamiento de 1.810.000 m<sup>3</sup>, de los cuales 760.000 son de volumen útil, posee dos desagües y tres vertederos de excesos, los desagües de fondo sirven para evacuar periódicamente los sedimentos que se acumulan en el embalse, y los vertederos para evacuar el agua sobrante en operación normal de la central.

El túnel de carga se inicia en la toma de la presa y tiene un diámetro de 6 m, una capacidad de conducción de 120m<sup>3</sup>/s y una longitud de 2.378. Al terminar este tramo, el túnel de presión se torna vertical con una caída de 178m hacia las turbinas de la casa de máquinas, monumental obra de ingeniería, con especial diseño arquitectónico, enclavado en la cordillera central y a la que se accede fundamentalmente por medio de un ascensor que desciende rápida y cómodamente a 130m de profundidad, llegando a una caverna sorprendente de 50m de largo con 18m de ancho y 34m de altura, escenario imponente con luces, placas gigantescas de metal, grúas de gran capacidad y roca viva decorativa que nos transporta a un mundo tecnológico moderno insospechado en el corazón mismo de la montaña.

La casa de máquinas aloja dos grupos turbina-generator de 78MW de potencia instalada cada uno, las turbinas son de tipo Francis de eje vertical con un caudal de 58.1 m<sup>3</sup>/s, y

giran a una velocidad de 225 revoluciones x min, las aguas turbinadas son dirigidas al túnel de carga que se conecta con la central San Francisco. (pp. 4-5)