

DISEÑO DE UN CONTROL AVANZADO PARA REGULAR LA VELOCIDAD DE
UNA TURBINA TIPO TERRY

DANIEL CLEMENTE AZA SARABIA

AUTOR

TRABAJO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO PARA OPTAR POR
EL TÍTULO DE:

INGENIERO MECATRONICO

M.Sc.Ing. HERNANDO GONZALEZ ACEVEDO

DIRECTOR

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE BUCARAMANGA
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
PROGRAMA DE INGENIERIA MECATRONICA
BUCARAMANGA, COLOMBIA.

2016

NOTA DE ACEPTACIÓN

FIRMA DE DIRECTOR DE PROYECTO

FIRMA EVALUADOR 1

FIRMA EVALUADOR 2

TABLA DE CONTENIDO

1	INTRODUCCION.....	8
2	OBJETIVOS.....	9
2.1	OBJETIVO GENERAL.....	9
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	9
3	TURBINA DE VAPOR TIPO TERRY.....	10
3.1	MODELO DINÁMICO DE LA TURBINA.....	11
3.2	GENERADOR DE EXCITACIÓN INDEPENDIENTE	14
3.3	INSTRUMENTACIÓN	17
3.4	PROGRAMACIÓN CUADRATICA SECUENCIAL	20
3.4.1	Función fmincon.....	21
3.4.1.1	Evaluación de los parámetros del modelo matemático	22
4	DISEÑO SISTEMATICO DE CONTROL PARA LA TURBINA DE VAPOR	28
4.1	CONTROL PID	28
4.1.1	Diseño del controlador PID	29
4.2	LÓGICA DIFUSA SUGENO	33
4.2.1	Diseño del controlador difuso.....	36
4.3	CONTROL LINEAL CUADRÁTICO GAUSSIANO (LQG)	39
4.3.1	Diseño del controlador LQG.....	41
4.4	MODELO DE CONTROL PREDICTIVO DISCRETO (DMPC).....	46
4.4.1	Modelo de predicción de un controlador DMPC.....	47
4.4.1.1	Redes de Laguerre.....	49
4.4.2	Función objetivo del controlador DMPC.....	51
4.4.3	Obtención de la ley de control.....	52
4.4.3.1	DMPC con restricciones en la diferencia de la variable de control	53

4.4.3.2	DMPC con restricción en la variable de control.....	53
4.4.3.3	DMPC con restricción en la variable de salida	54
4.4.4	Diseño del controlador DMPC.....	56
5	CONTROL AVANZADO DE LA TURBINA DE VAPOR.....	64
5.1	INTERFAZ HMI	65
5.2	VALIDACION DE LAS ESTRATEGIAS DE CONTROL.....	68
5.2.1	Controlador PID.....	68
5.2.2	Controlador Fuzzy	72
5.2.3	Controlador LQG	75
5.2.4	Controlador DMPC.....	78
5.3	INDICES DE ERROR	81
6	CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES.....	83
7	BIBLIOGRAFÍAS.....	85
	ANEXO 2. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL FUZZY	87
	ANEXO 3. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL LQG	91
	ANEXO 4. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL DMPC	93

LISTADO DE TABLAS

Tabla 1. Parámetros del modelo caja blanca del generador	16
Tabla 2. Instrumentación ubicada en la turbina tipo Terry	17
Tabla 3. Parámetros del generador (dados por el fabricante).....	26
Tabla 4. Parámetros de optimización del modelo de del generador.....	26
Tabla 5. Parámetros de optimización del modelo de la turbina.....	27
Tabla 6. Base de reglas difusas	36
Tabla 7. Funciones de salida del controlador Fuzzy tipo Sugeno	37
Tabla 8. Índices de error para las señales de seguimiento en los controladores	82
Tabla 9. Índices de error para las señales de perturbación de los controladores	82

LISTADO DE FIGURAS

Figura 1. Ciclo general del proceso de la turbina Terry en el laboratorio planta piloto	11
Figura 2. Unidad turbina de vapor sin recalentamiento	12
Figura 3. Circuito del generador de excitación independiente.....	15
Figura 4. HMI de la turbina Terry.....	18
Figura 5. Diagrama de bloques del proceso de optimización de la planta	24
Figura 6. Diagrama de bloques del modelo teórico de la planta	24
Figura 7. Respuesta de la señal de salida experimental durante el proceso de identificación	25
Figura 8. Acción de control experimental durante el proceso de identificación.....	25
Figura 9. Respuesta del modelo experimental contra el modelo simulado	27
Figura 10. Diagrama de bloques control PID con anti-windup	32
Figura 11. Respuesta de la señal de salida teórica del control PID.....	32
Figura 12. Respuesta de la acción de control teórica del PID.....	33
Figura 13. Regla Fuzzy tipo Sugeno.....	34
Figura 14. Procesamiento detallado, lógica difusa tipo Sugeno	35
Figura 15. Conjuntos difusos.....	36
Figura 16. Diagrama de bloques del controlador Fuzzy tipo Sugeno	37
Figura 17. Respuesta de la señal de salida simulada del controlador Fuzzy tipo Sugeno	38
Figura 18. Respuesta de la acción de control simulada del controlador Fuzzy tipo Sugeno	39
Figura 19. Diagrama de bloques del controlador LQG.....	44
Figura 20. Respuesta simulada de la señal de salida del controlador LQG.....	45
Figura 21. Respuesta simulada de la acción de control del controlador LQG	46
Figura 22. Cambios del número de funciones de Laguerre, DMPC	57
Figura 23. Cambios del factor de escalamiento, DMPC.....	58
Figura 24. Cambios del horizonte de predicción, DMPC.....	59
Figura 25. Diagrama de flujo para la fase de ejecución en el DMPC	61
Figura 26. Respuesta teórica de la señal de salida del controlador DMPC.....	62
Figura 27. Respuesta teórica de la acción de control del controlador DMPC	62
Figura 28. HMI de control para la turbina tipo Terry.....	65
Figura 29. Respuesta del controlador PID frente a cambios de referencia	69
Figura 30. Presión a la entrada de la turbina con controlador PID.....	70
Figura 31. Respuesta del controlador PID frente a perturbaciones	71
Figura 32. Respuesta del controlador Fuzzy frente a los cambios de referencia	73
Figura 33. Respuesta del controlador Fuzzy frente a perturbaciones.....	74

Figura 34. Respuesta del controlador LQG frente a los cambios de referencia 76
Figura 35. Respuesta del controlador LQG frente a perturbaciones 77
Figura 36. Respuesta del controlador predictivo frente a cambios de referencia 79
Figura 37. Respuesta del controlador predictivo frente a perturbaciones..... 80

1 INTRODUCCION

La generación de energía eléctrica es de mucha importancia para el desarrollo del país, la industria eléctrica constituye una infraestructura obligada para el desarrollo industrial en general y para el desarrollo social. Las centrales termoeléctricas por su número y capacidad son muy importantes en el sistema eléctrico del país, todo el equipo de una central termoeléctrica es importante, pero de acuerdo a su participación directa en la obtención del objetivo, así como por su tamaño y costo se clasifica a los siguientes equipos como principales: generador de vapor, turbina de vapor y un generador eléctrico.

El laboratorio de planta piloto cuenta con una turbina de vapor tipo Terry la cual requiere un controlador para regular la velocidad. El objetivo es diseñar tres tipos de controladores diferentes: control predictivo, control óptimo y lógica difusa, de los cuales se analizara el comportamiento de la turbina conectada al generador DC con excitación independiente ante variaciones de la señal de referencia y señales de perturbación.

El proyecto hace parte de la propuesta de investigación "Diseño de controladores avanzados para los procesos térmicos ubicados en el laboratorio de planta piloto" aprobada en la octava convocatoria interna de proyectos de investigación UNAB.

2 OBJETIVOS

2.1 OBJETIVO GENERAL

Modelar el comportamiento dinámico de una turbina tipo Terry acoplada a un generador DC, mediante estrategias de control difuso, óptimo y predictivo, sometidas a variaciones de la señal de referencia y de perturbación.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar el modelo dinámico de una turbina tipo Terry, acoplado a un generador DC con excitación independiente.
- Diseñar una estrategia de control difuso para regular la velocidad de una turbina tipo Terry.
- Diseñar una estrategia de control óptimo para regular la velocidad de una turbina tipo Terry.
- Diseñar una estrategia de control predictivo para regular la velocidad de una turbina tipo Terry.

3 TURBINA DE VAPOR TIPO TERRY

La turbina de vapor es una turbo máquina motora, que transforma la energía de un flujo de vapor en energía mecánica a través de un intercambio de cantidad de movimiento entre el flujo de trabajo y el rodete, órgano principal de la turbina, que cuenta con palas o alabes los cuales tienen una forma particular para realizar el intercambio.

En el principio de reacción la tobera se encuentra montada en la rueda y puede moverse libremente, la alta velocidad del vapor de salida provoca una reacción en la tobera, haciendo que la rueda se mueva en sentido opuesto al chorro de vapor.

La energía almacenada en la turbina de vapor ejecuta una conversión de alta presión y alta temperatura del vapor en energía de rotación, que a su vez se convierte en energía eléctrica por el generador. Cada sección de la turbina se compone de un conjunto de unos alabes móviles unido al rotor y un conjunto de paletas estacionarias en el que el vapor se acelera a alta velocidad.

La energía cinética del vapor de alta velocidad se convierte en torque en el eje. Una gran variedad de turbinas de vapor se han construido para aumentar la capacidad, aplicación y rendimiento; para aumentar la eficiencia térmica, en las aplicaciones se realiza una modificación a la turbina que consiste en la expansión de vapor de múltiples etapas de calentamiento [1].

La unidad de la turbina de vapor en planta piloto transforma la energía del flujo de vapor en energía mecánica, en el cual, el porcentaje de flujo de vapor que ingresa a la turbina es controlado a través de una válvula de apertura lenta; posterior a esto, dicha energía mecánica es utilizada para hacer girar un generador con capacidad de suministrar hasta 200 V DC, observado en la figura 1. Adicional a esto, la unidad cuenta con un condensador para cambiar el estado del vapor. Este

condensado es inicialmente almacenado en un tanque, el cual cuenta con un control electromecánico de nivel que no es controlado desde el sistema; finalmente, el condensado es reinsertado en la caldera [2].

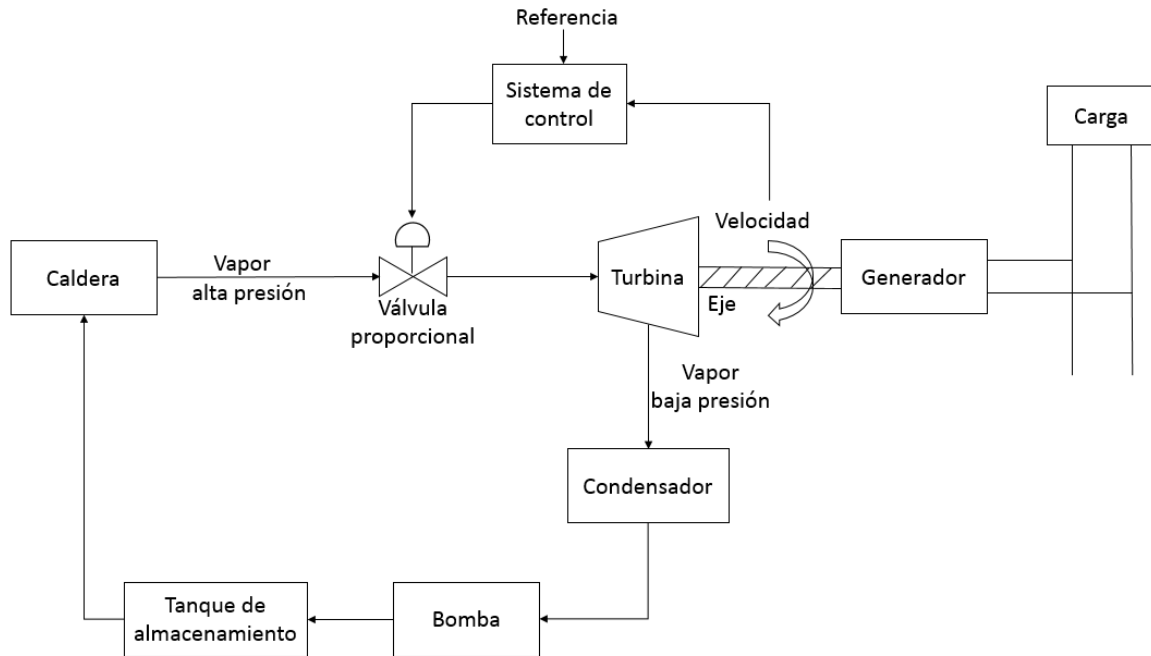


Figura 1. Ciclo general del proceso de la turbina Terry en el laboratorio planta piloto

3.1 MODELO DINÁMICO DE LA TURBINA

En muchos casos, los modelos de turbina de vapor se simplifican, muchas variables intermedias se omiten y todo queda en base de las variables de entrada y salida como se describe en [1]. En estas condiciones, el modelo matemático entrada-salida (función de transferencia) de una turbina de vapor sin secciones de recalentamiento visto en la figura 2 y la expresión de potencia mecánica desarrollada por una turbina se basan en la ecuación de continuidad:

$$\frac{dW}{dt} = V \frac{d\rho}{dt} = F_{in}(t) - F_{out}(t) \quad (3.1)$$

Donde: W - peso del vapor en la turbina [Kg]; V – volumen de la turbina [m^3]; ρ – densidad del vapor [Kg/m^3]; F – flujo másico de vapor [Kg/s]; t – tiempo [s].

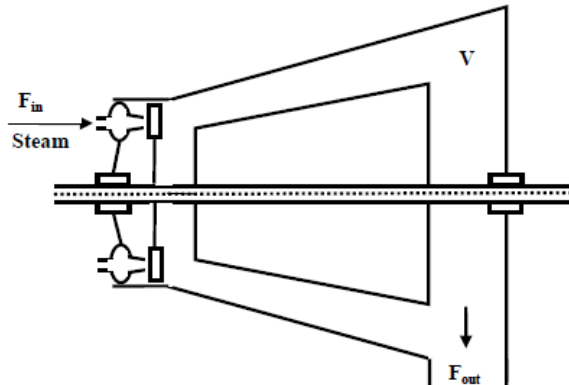


Figura 2. Unidad turbina de vapor sin recalentamiento

Suponiendo que el flujo de salida de la turbina sea proporcional a la presión en la turbina [1]:

$$F_{out} = P \frac{F_0}{P_0} \quad (3.2)$$

Donde: P – presión de vapor en la turbina [KPa]; P_0 – presión nominal; F_0 – flujo másico nominal de la turbina.

Con temperatura constante en la turbina:

$$\frac{d\rho}{dt} = \frac{dP}{dt} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial P} \quad (3.3)$$

Para las ecuaciones (3.1), (3.2), (3.3) resulta el modelo matemático:

$$F_{in}(t) - F_{out}(t) = V \frac{dP}{dt} \cdot \frac{\partial \rho}{\partial P} = V \frac{\partial \rho}{\partial P} \cdot \frac{P_0}{F_0} \cdot \frac{dF_{out}}{dt} = T_T \frac{dF_{out}}{dt} \quad (3.4)$$

$$T_T \frac{dF_{out}}{dt} + F_{out}(t) = F_{in}(t) \quad (3.5)$$

Al aplicar la transformada de Laplace, la función de transferencia de una turbina de vapor:

$$H_T(s) = \frac{F_{out}(s)}{F_{in}(s)} = \frac{1}{T_T s + 1} \quad (3.6)$$

Donde: $T_T = V \frac{\partial \rho}{\partial P} \cdot \frac{P_0}{F_0}$ es una constante de tiempo [sg].

El torque de la turbina es proporcional a la velocidad del flujo de vapor:

$$T_m(t) = k_1 \cdot F_{out}(t) \quad (3.7)$$

Donde: k_1 es una constante proporcional.

El flujo de entrada F_{in} está definido como:

$$F_{in} = k_2 e^{-T_d s} u \quad (3.8)$$

Donde: k_2 - es una constante proporcional; u - es el porcentaje de apertura de la válvula; T_d - es el retardo que presenta la válvula.

Para obtener una función de transferencia en donde se tenga como salida el torque de entrada al generador y porcentaje de apertura de la válvula se reemplaza (3.6) en (3.7):

$$T_m = k_1 \cdot \frac{F_{in}}{T_T s + 1} \quad (3.9)$$

Al reemplazar (3.8) en (3.9), la nueva función de transferencia queda definida de la forma:

$$\frac{T_m}{u} = \frac{k_1 k_2 e^{-T_d s}}{T_T s + 1} \quad (3.10)$$

3.2 GENERADOR DE EXCITACIÓN INDEPENDIENTE

El generador de excitación independiente tiene una característica de tensión decreciente con la corriente de carga. No obstante, permite un amplio rango de tensiones de salidas controlables con la corriente de excitación y/o con la velocidad. Es inestable cuando las corrientes de carga son elevadas.

Siendo el generador una maquina autoexcitada, empezara a desarrollar su voltaje partiendo del magnetismo residual tan pronto como el inducido empiece a girar. A medida que el inducido va desarrollando voltaje este envía corriente a través del inductor aumentando el número de líneas de fuerza y desarrollando voltaje hasta su valor normal.

En la figura 3 se muestra el esquema eléctrico de un generador de corriente directa o generador DC, con excitación independiente. Donde se tiene un circuito inductor y es un circuito de la carga, ambos conectados a través de los terminales del dinamo, cualquier corriente engendrada en el inducido tiene que dividirse entre esas dos trayectorias en proporción inversa a sus resistencias y, puesto que la parte de la corriente pasa por el circuito inductor es relativamente elevada, la mayor parte de la corriente pasa por el circuito de la carga, impidiendo así el aumento de la intensidad del campo magnético esencial para producir el voltaje normal entre los terminales.

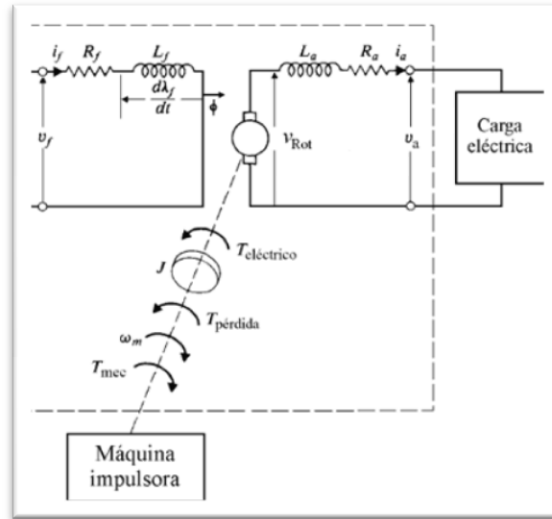


Figura 3. Circuito del generador de excitación independiente

De acuerdo al circuito equivalente las ecuaciones magnéticas, mecánicas que relacionan el enlace entre el campo y la armadura (3.12) y la transferencia de energía hacia la carga (3.14) y (3.15).

$$V_f = R_f * I_f + L_f \frac{dI_f}{dt} \quad (3.11)$$

$$V_{rot} = (R_a + R_L)I_a + L_a \frac{dI_a}{dt} \quad (3.12)$$

$$V_{rot} = k\omega \quad (3.13)$$

$$T_m = J * \frac{d\omega}{dt} + B_m * \omega + T_e \quad (3.14)$$

$$T_e = K_i * I_f * I_a \quad (3.15)$$

Estableciendo

$$T_m = \frac{W}{\omega} \quad (3.16)$$

$$J = J_{GEN} + J_{TUR} \quad (3.17)$$

Si la carga se representa por su impedancia R_L el voltaje en sus terminales es:

$$V_a = R_L * I_a \quad (3.18)$$

En la tabla 1 se muestra el nombre detallado de cada variable a utilizar.

Tabla 1. Parámetros del modelo caja blanca del generador

Variable	Nombre de la variable	Unidades
V_f	Voltaje de campo	[V]
R_f	Resistencia de campo	[Ω]
I_f	Corriente de campo	[A]
L_f	Inductancia de campo	[H]
V_{rot}	Voltaje de rotación del eje	[V]
R_a	Resistencia de armadura	[Ω]
R_L	Resistencia de carga	[Ω]
I_a	Corriente de armadura	[A]
L_a	Inductancia de armadura	[H]
k	Constante de fuerza contra electromotriz	$\left[\frac{V}{rad/sg} \right]$
ω	Velocidad angular	[rad/sg]
T_m	Torque mecánico	[N · m]
J	Inercia del sistema	[Kg · m ²]
J_{GEN}	Inercia del generador	[Kg · m ²]
J_{TUR}	Inercia de la turbina de vapor	[Kg · m ²]
B_m	Fricción	$\left[\frac{N \cdot m}{rad/sg} \right]$
T_e	Torque eléctrico	[N · m]
W	Potencia mecánica	[W]
K_i	Constante	$\left[N \cdot m / A^2 \right]$

Para representar el comportamiento del generador se obtiene la función de transferencia que se expresa de la forma:

$$\frac{\omega}{T_m} = \frac{(R_f + L_f s)(R_f + L_a s)}{(J s + B_m)(R_f + L_f s)(R_f + L_a s) + K_i \cdot V_f \cdot k} \quad (3.19)$$

En la ecuación 3.19 se puede reducir el orden, es decir, se desprecia el transitorio del bobinado de campo debido a que siempre esta fijo; por lo tanto la función de transferencia que representa el comportamiento del generador se expresa:

$$\frac{\omega}{T_m} = \frac{R_a + R_L + L_a s}{(J_s + B_m)(R_a + R_L + L_a s) + K_i \cdot k \cdot \frac{V_f}{R_f}} \quad (3.20)$$

3.3 INSTRUMENTACIÓN

El laboratorio planta piloto cuenta con una turbina tipo Terry de una fase, en la que se maneja el ciclo Rankine, es decir, el proceso de caldera-turbina-generador.

El proceso se realiza de la siguiente manera: la caldera calienta el agua hasta que se convierte en vapor, este se expande y genera altas presiones, luego, es llevado a la turbina donde se convierte en energía mecánica, hay que tener en cuenta que entre la caldera y la turbina existe una válvula que ajusta el porcentaje de vapor que se quiere ingresar a la turbina. Posterior a eso la turbina transmite la energía mecánica hacia un generador, el cual convierte la energía mecánica en eléctrica. Para cerrar el ciclo, el vapor que sale de la turbina es llevado a un ciclo de condensado, para luego ser introducido en la caldera y retroalimentar el proceso.

La instrumentación en planta piloto cuenta con dispositivos para medir la temperatura, presión y flujo másico a la entrada de la turbina [2].

Los dispositivos para medir las variables de entrada de la turbina se observan en la tabla 2.

Tabla 2. Instrumentación ubicada en la turbina tipo Terry

Medición	Marca	Nombre
Presión	Rosemount	Transmisor Diferencial 2051C
Temperatura	Rosemount	Transmisor 644H
Flujo	Rosemount	Transmisor Vortex 8800D

Se implementa un mecanismo para medir las variables de velocidad, voltaje y corriente a la salida de la turbina, ya que con esas variables se podrá resolver los modelos de turbina-generador anteriormente planteados. En figura 4 se observa el tablero de control que permite registrar las variables implementadas.

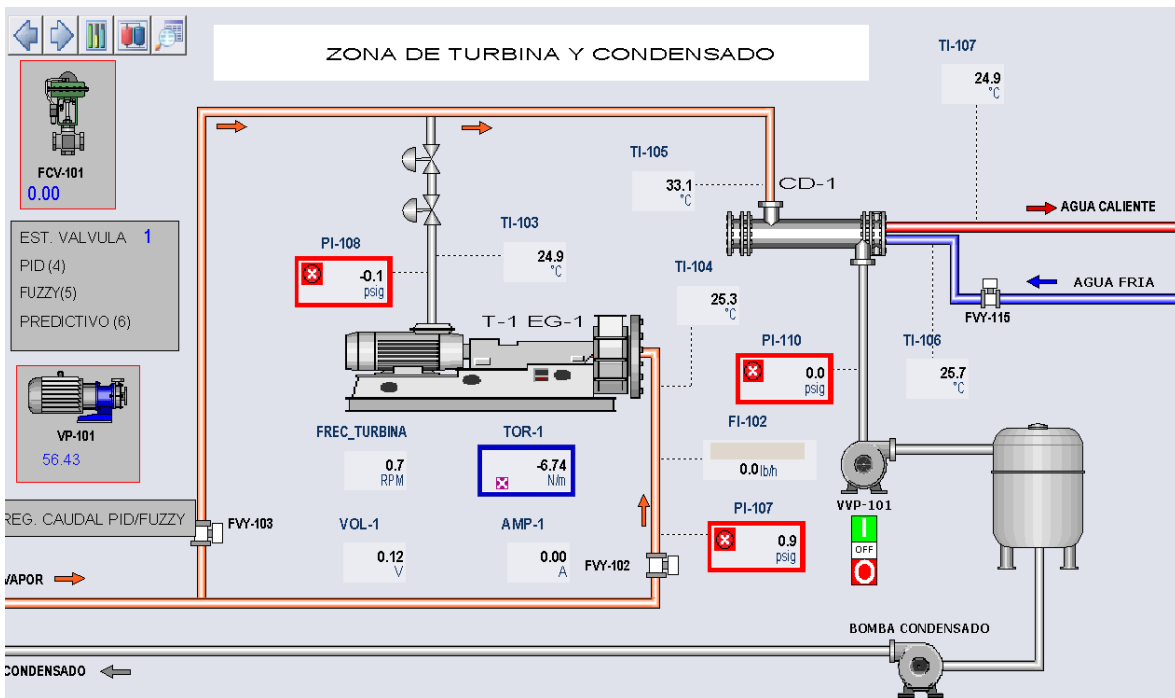


Figura 4. HMI de la turbina Terry

Delta V cuenta con tres tipos de entradas: corriente, Profibus e inalámbrica. Se escogió el primer tipo de entrada, pues se tuvo en cuenta que para esta no había que hacer acondicionamiento de la señal, sino que se halló un dispositivo capaz de convertir directamente la señal de entrada en su equivalente de 4 a 20 mA.

Los dispositivos que se implementaron son de la línea de Autonics, el cual es un proveedor local, y ofrece soporte técnico para su instalación. La referencia utilizada para medir la velocidad angular es el MP5W, para medir corriente y voltaje se usó el MT4W. Al instalar y probar los equipos se tuvo inconvenientes para realizar la transmisión de la señal hacía el Delta V, se debe a que los equipos ofrecidos por Autonics tienen un límite de carga el cual no fue contemplado, es decir, este tipo de dispositivos ofrecen una máxima carga de 600 Ω , por lo que al ser conectados a un dispositivo con alta impedancia como lo es el Delta V, la señal siempre se caerá y no transmitirá debido a que el límite de carga al que fue expuesto es excedido.

Por lo tanto, se adapta un dispositivo que fuese intermediario entre los indicadores de voltaje y el Delta V, por lo que se utilizó el transmisor de corriente siemens TH-200, es un equipo programable capaz de recibir una señal de voltaje y transformarla en su equivalente de 4 a 20 mA. Fue necesario utilizar una resistencia de 10Ω para transformar la salida del indicador en voltaje y de ahí ser llevada al transmisor siemens donde será transformada a su equivalente en corriente, finalmente será transmitida a la tarjeta de entradas de corriente del sistema de control distribuido (DCS).

Se realizó la debida programación del DCS, para esto se adiciona una interfaz gráfica en donde se tiene la lectura de las revoluciones (rpm) a la cual se encontraba girando la turbina de vapor, la lectura del voltaje y de la corriente generada, para esto se crean las variables en Delta V Explorer en el cual será almacenada la información, luego, se implementan los módulos de cada variable. Se crean módulos para cada una con el fin de no llamar la variable en cada sistema que se realice ya que esto desperdiciaría DST, hay que tener en cuenta que la universidad cuenta con una licencia limitada de 100 DST y planta piloto ya se encuentra saturada por aproximada 98 de estas.

En los módulos se ingresan los límites como lo son el valor superior a pedir en cada variable y el auto escalado, es decir, el programa solicita el mínimo y el máximo valor de cada variable para escalarlo del 0 al 100%.

Después de crear las variables con sus respectivos módulos, se procede a introducir la interfaz gráfica en Delta V Control Studio, en donde se crea un display digital para conocer el número de revoluciones de la turbina, el voltaje y la corriente presentes al final del proceso del generador.

En el caso del medidor de velocidad, se utiliza un sensor inductivo ya que este detecta materiales metálicos, por lo que podrá registrar cada revolución de la turbina y enviar la señal al contador de pulsos donde se realizará el proceso ya mencionado.

3.4 PROGRAMACIÓN CUADRÁTICA SECUENCIAL

El diseño por optimización consiste en la obtención de la solución de un problema a través de la aplicación de una formulación matemática que permite evaluar y comparar diversas soluciones con el fin de hallar una respuesta óptima.

Un problema de diseño, visto como uno de optimización, requiere la definición de la función objetivo, las variables involucradas en el problema y las restricciones de diseño. A continuación, se describen estos aspectos con más detalle.

La función objetivo es el criterio utilizado durante el proceso de optimización para hacer la comparación entre diseños. Por lo general, la optimización se plantea en términos de minimizar la función objetivo, la cual puede ser tiempo de ejecución, costo de elaboración, etc. Así, el mejor diseño será, por ejemplo, en la construcción, el que tenga menor inversión inicial, o en la planeación de viajes, la ruta por la cual se llegue más rápido a un punto determinado.

La programación cuadrática secuencial es una técnica de optimización clásica basada en el cálculo del gradiente de la función objetivo y de las restricciones. Se puede decir que la técnica se divide en dos sub-problemas de optimización, uno para determinar la dirección de búsqueda, y otro para calcular el paso de una iteración a otra [3]. Su nombre se debe a que, en cada iteración se resuelve un problema cuadrático, el cual se establece en función del gradiente de la función objetivo y de las restricciones. El problema cuadrático se puede plantear como

Minimizar:

$$f_k + \nabla f_k^T * p + 0.5 * p^T * \nabla^2 f_k^T * p \quad (3.21)$$

Sujeto a: $\nabla c_i^T * p + c_i \geq 0$; para $i = 1$ hasta m .

Donde f_k es el valor de la función objetivo, ∇f_k^T es el vector de gradiente de la función objetivo, $\nabla^2 f_k^T$ es matriz Hessiana (Segunda derivada) de la función objetivo, c_i y ∇c_i^T son el valor de la restricción i y su gradiente, todas evaluadas en

el punto solución de la iteración actual x^k . p es un vector que representa la dirección de cambio en la solución de cada iteración, y se calcula a partir de la solución del problema de optimización planteado en (3.21).

Una vez que se determina la dirección de búsqueda, es necesario calcular cuánto se debe mover la solución sobre la dirección ya encontrada (tamaño del paso αk). Para ello, el algoritmo itera hasta que consigue un valor de αk que logra disminuir una función descendente que puede ser la misma función objetivo del problema. De esta forma, la nueva solución en la iteración $k + 1$ se obtiene haciendo:

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k * d^k \quad (3.22)$$

La optimización del modelo se efectuó a partir de la función 'fmincon' de Matlab ya que trabaja con programación cuadrática secuencial, es decir, cubre los casos en los que solamente hay límites con restricciones.

3.4.1 Función fmincon

El propósito de esta función es encontrar el mínimo del valor escalar que devuelve una función de varias variables no lineal y sujeta a una serie de restricciones. Normalmente se conoce este tipo de problemas como optimización no lineal con restricciones o programación no lineal. La función escalar de varias variables se llamara función objetivo [4]. El usuario debe implementar esta función objetivo para que se realicen los cálculos oportunos para obtener el valor escalar que devuelve la función. Se puede describir de forma breve el propósito de la función de minimización como sigue:

Calcular el mínimo de $f(x)$ sujeta a las restricciones:

$$c(x) = 0 \quad (3.23)$$

$$c_{eq}(x) = 0 \quad (3.24)$$

$$A \cdot x = b \quad (3.25)$$

$$A_{eq} \cdot x = b_{eq} \quad (3.26)$$

$$lb = x = lu \quad (3.27)$$

Donde A, A_{eq} , son matrices, x, b, b_{eq}, lb y lu son vectores y $c(x)$ y $c_{eq}(x)$ son funciones que devuelven vectores y la función $f(x)$ es una función multivariable que devuelve un escalar. Las funciones $f(x), c(x)$ y $c_{eq}(x)$ pueden ser funciones no lineales.

Para un correcto uso de la función de minimización `fmincon` en cualquier programa que se desarrolle en MatLab, es importante conocer que parámetros recibe y devuelve ésta, así como el significado de cada uno de estos parámetros con los que la función trabaja. Existen distintas sintaxis para invocar a la función `fmincon`, la que se utilizó para el desarrollo del modelo es:

$x = \text{fmincon}(\text{fun}, x0, A, b, Aeq, beq, lb, lu, \text{nonlcon})$ Encuentra el mínimo de la función fun , para que se cumplan las anteriores restricciones y además sujeta la minimización de las inecuaciones no lineales $c(x)$ o $c_{eq}(x)$ definidas en la función nonlcon . `fmincon` minimiza tal que se cumpla que $c(x) = 0$ y $c_{eq}(x) = 0$. Cuando no se usen límites inferiores y/o superiores para los valores del vector de parámetros, habrá que establecer $lb = []$ y $lu = []$.

3.4.1.1 Evaluación de los parámetros del modelo matemático

Con la herramienta de autotuning de Delta V se sintonizó en uno de sus módulos un controlador PI y se tomaron los datos de la señal de referencia, porcentaje de apertura, y la señal de salida, en la identificación se llevó a cabo una variación del set point en un rango de 0 – 1500 rpm, de esta forma se garantiza un comportamiento lineal en esta zona.

El bloque PID con el que se trabaja en el DCS, está compuesto por el modelo matemático de la ecuación (3.28).

$$U(s) = K_c \left(1 + \frac{1}{T_i * s} + \frac{T_d * s}{\alpha * T_d * s + 1} \right) * E(s) \quad (3.28)$$

Donde: K_c – Ganancia proporcional; T_i – tiempo integral; T_d – tiempo derivativo; α – Pseudoderivador.

Los parámetros principales que se configuran en el bloque son Gain, Reset, Rate, PV Scale (Valor máximo y mínimo que puede tener la variable de proceso), OutScale (Valor máximo y mínimo que puede tener la acción de control). Donde Reset es el tiempo integral T_i , Rate es el tiempo derivativo T_d y Gain K_p es la ganancia proporcional normalizada, dada por la ecuación (3.29).

$$K_p = K_c * \frac{Max\ PV\ Scale - Min\ PV\ Scale}{Max\ Out\ Scale - Min\ Out\ Scale} \quad (3.29)$$

Por lo tanto, el controlador PI que se realizó a través de sintonización fina en Delta V, está compuesto por los siguientes valores:

$$K_c = 2.6; T_i = 35; T_d = 0$$

En la figura 5 se observa el diagrama de bloques de la planta (subsystem) y el criterio de optimización usado, es decir, el error medio cuadrático, el cual se da entre la resta de la señal teórica y la señal experimental.

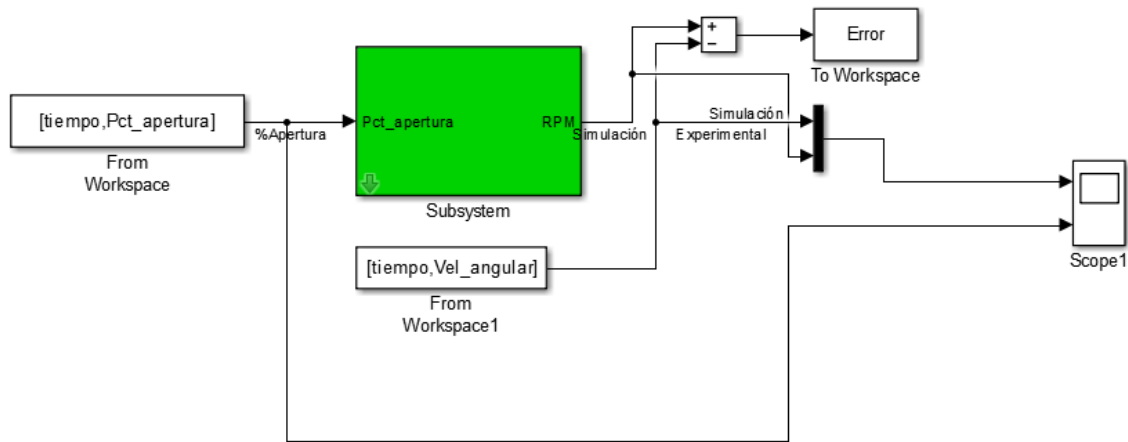


Figura 5. Diagrama de bloques del proceso de optimización de la planta

En la figura 6 se observa el diagrama de bloques de la planta, está compuesto por la función de transferencia de la turbina GT (ecuación 3.10) y la función de transferencia del generador GG (ecuación 3.20). Se tiene en cuenta que la señal de velocidad en el modelo está en radianes por segundo (rad/s), por lo tanto, se convierte la señal de velocidad a revoluciones por minuto (RPM) a través de la constante K.

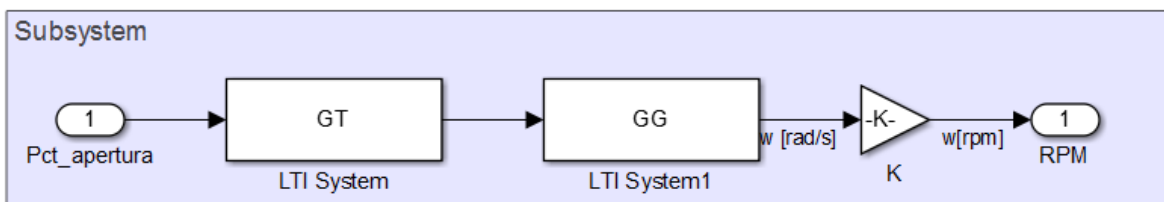


Figura 6. Diagrama de bloques del modelo teórico de la planta

En la figura 7 se observa la señal de velocidad generada durante el proceso de identificación.

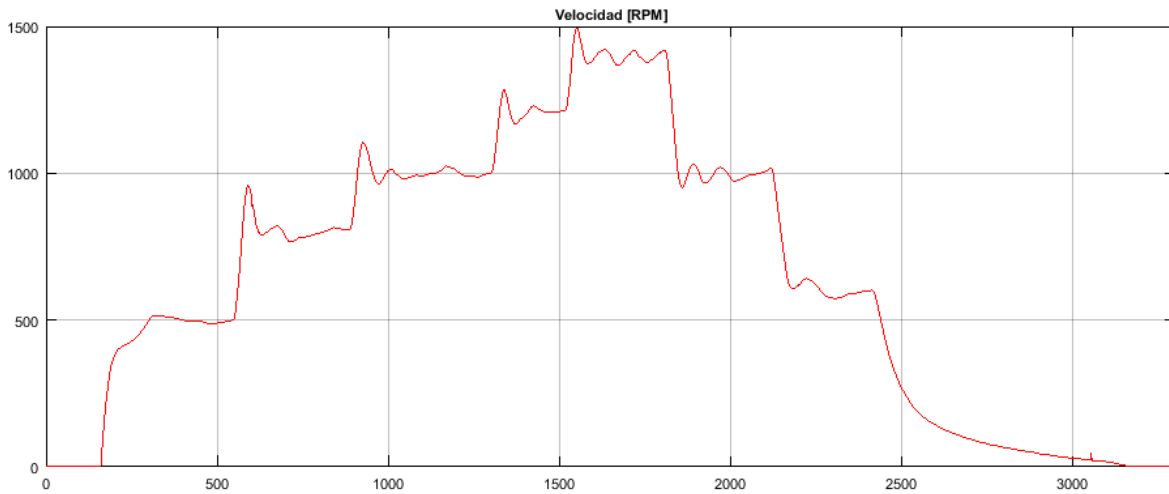


Figura 7. Respuesta de la señal de salida experimental durante el proceso de identificación

En la figura 8 se aprecia la acción de control o apertura de la válvula durante el proceso de identificación.

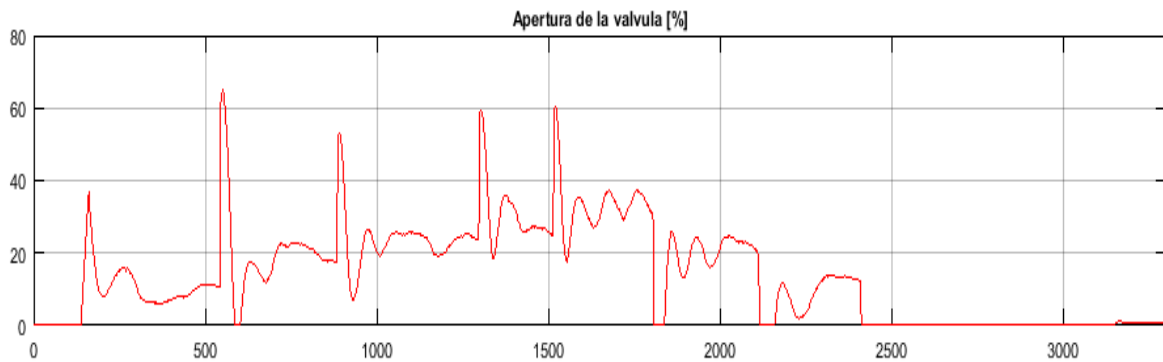


Figura 8. Acción de control experimental durante el proceso de identificación

Debido a especificaciones que se tienen del generador con excitación independiente dadas por el fabricante, se conoce el valor de algunas variables, vistas en la tabla 3.

Tabla 3. Parámetros del generador (dados por el fabricante)

Descripción	Valor	Unidades
Resistencia de carga (R_l)	20.8	[Ω]
Inductancia de armadura (L_a)	11.38e-03	[H]
Resistencia de armadura (R_a)	7.4	[Ω]
Voltaje de campo (V_f)	213	[V]
Resistencia de campo (R_f)	367	[Ω]
Corriente de campo (I_f)	20.6	[A]

A partir de los datos de identificación se procedió a utilizar el algoritmo de optimización, es decir, la función 'fmincon' para hallar un modelo aproximado del proceso, para ello se programó la función de optimización con el criterio del error medio cuadrático. Los límites superiores (ub) e inferiores (lb) de la función 'fmincon' con los cuales se encontró los valores óptimos de cada variable están definidos de la forma:

$$lb = [0 \quad 0.1 \quad 0.1 \quad 0 \quad 10 \quad 0 \quad 1]$$

$$ub = [0.1 \quad 2 \quad 2 \quad 0.01 \quad 200 \quad 0.1 \quad 20]$$

La función genero la optimización de las variables faltantes del modelo de la turbina y el modelo del generador vistas en la tabla 4 y la tabla 5.

Tabla 4. Parámetros de optimización del modelo de del generador

Descripción	Valor de optimización	Unidades
Inercia total (J)	0.006015527721586	[$Kg \cdot m^2$]
Ganancia (K_i)	0.843524807917543	[$N \cdot m / A^2$]
Ganancia (K_v)	0.620330916257256	[$N \cdot m / A^2$]
Constante de fricción viscosa (B_m)	0.000922377688340	[$\frac{N \cdot m}{rad / sg}$]

Las constantes de optimización presentes en la turbina se aprecian en la tabla 5.

Tabla 5. Parámetros de optimización del modelo de la turbina

Descripción	Valor de optimización	Unidades
Constante de tiempo (T_T)	119.7	[sg]
Ganancia proporcional total (K_m)	0.055031	[$N \cdot m/\%$]
Retardo de la turbina (T_d)	9	[sg]

Donde K_m es el resultado de $K_1 \cdot K_2$ según el modelo presentado en la ecuación (3.10).

La comparación del modelo teórico vs experimental se observa en la Figura 9, donde el comportamiento teórico tiende a seguir la variable experimental en gran parte de los cambios de señal de referencia.

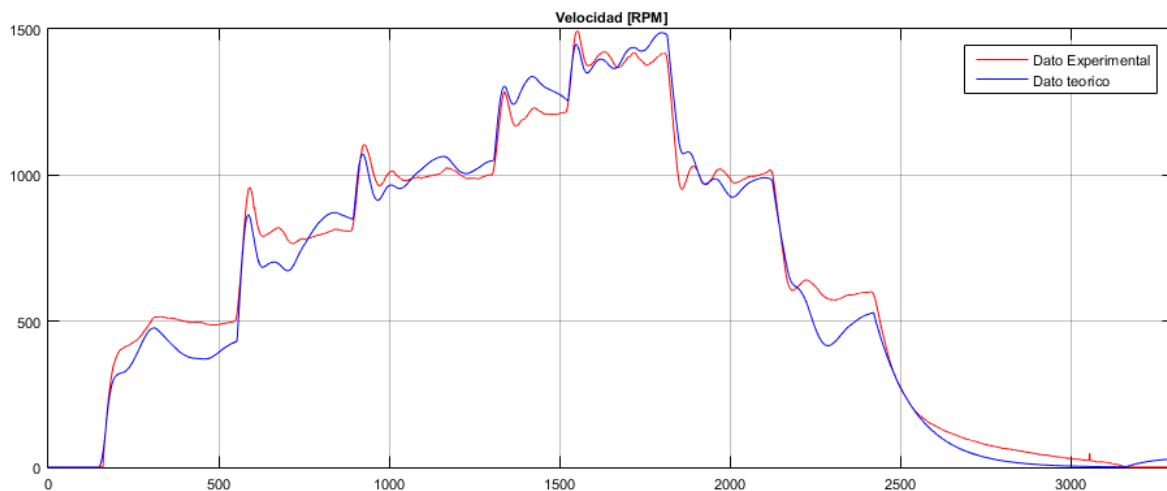


Figura 9. Respuesta del modelo experimental contra el modelo simulado

Por lo que la función de transferencia que representa la dinámica de la turbina de vapor acoplada a un generador DC con excitación independiente es:

$$G(s) = \exp(-9s) \cdot \frac{0.01879 s + 46.56}{0.02574 s^3 + 63.8 s^2 + 124.5 s + 1.036} \quad (3.30)$$

4 DISEÑO SISTEMÁTICO DE CONTROL PARA LA TURBINA DE VAPOR

La turbina de vapor es el factor con mayor importancia para la generación de la energía eléctrica, tanto en centrales de combustible fósil (carbón o derivados del petróleo) como en las de combustible nuclear; para estas la turbina de vapor juega el papel principal. Para que la energía eléctrica generada en dichas centrales sea prácticamente constante, se hace necesario tener un sistema de regulación de la velocidad de la turbina de vapor con el fin de mantener la velocidad de giro de los rotores del conjunto turbina-generator lo más cercano posible al valor de referencia.

4.1 CONTROL PID

El control PID analógico ha sido usado de manera exitosa en muchos sistemas de control industrial por más de medio siglo. El principio básico del esquema del control PID es que actúa sobre la variable a ser manipulada a través de una apropiada combinación de tres acciones de control: acción de control proporcional (donde la acción de control es proporcional a la señal de error actuante, la cual es la diferencia entre la entrada y la señal de realimentación); la acción de control integral (donde la acción de control es proporcional a la integral de la señal de error actuante) y la acción de control derivativa (donde la acción de control es proporcional a la derivada de la señal de error actuante).

$$C_{PID}(s) = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (4.1)$$

La acción de control PID en controladores analógicos está dada por:

$$m(t) = K \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (4.2)$$

Donde $e(t)$ es la entrada al controlador (señal de error actuante), $m(t)$ es la salida del controlador (señal manipulada), K es la ganancia proporcional, T_i es el tiempo integral (o tiempo de reajuste) y T_d es el tiempo derivativo (o tiempo de adelanto).

Para obtener la función de transferencia pulso del controlador PID digital [5], se puede discretizar la ecuación (4.2), por lo que quedaría establecido de la forma:

$$M(z) = K \left[1 - \frac{T}{2T_i} + \frac{T}{T_i} \frac{1}{1 - z^{-1}} + \frac{T_d}{T} (1 - z^{-1}) \right] E(z) \quad (4.3)$$

El controlador PID discreto simplificado:

$$M(z) = \left[K_p + \frac{K_I}{1 - z^{-1}} + K_D (1 - z^{-1}) \right] E(z) \quad (4.4)$$

Donde:

$$K_p = K - \frac{KT}{2T_i} = K - \frac{K_I}{2} = \text{ganancia proporcional}$$

$$K_I = \frac{KT}{T_i} = \text{ganancia integral}$$

$$K_D = \frac{KT_d}{T} = \text{ganancia derivativa}$$

4.1.1 Diseño del controlador PID

Para trabajar con la función de transferencia de la planta (ecuación 3.30) se hace necesario eliminar el retardo que esta presenta a través de la aproximación de

Pade. La función de Pade genera una función de transferencia utilizando el valor de retardo de la turbina y especificando el orden del que se quiere la función, en este caso, el valor de retardo es de 9 segundos y la aproximación se dejó de primer orden, por lo que la función de Pade con estos parámetros queda de la forma:

$$e^{-9s} \approx \frac{-s + 1/9}{s + 1/9} \quad (4.5)$$

Posterior a ello, la función Pade generada es multiplicada por la función de transferencia del modelo sin el termino exponencial, de esa forma se reemplaza el retardo o tiempo muerto en la nueva función de transferencia de la planta, ecuación (4.6).

$$G(s) = \frac{-0.01879 s^2 - 46.56 s + 10.35}{0.02574 s^4 + 63.81 s^3 + 138.7 s^2 + 28.7 s + 0.2302} \quad (4.6)$$

Para implementar el controlador en el DCS se convierte la planta de sistema continuo a sistema discreto, para este fin se utiliza el comando 'c2d' de Matlab, el cual recibe el modelo en tiempo continuo y el periodo de muestreo para posteriormente realizar la conversión del modelo en continuo a sistema discreto; se discretiza con un periodo de muestreo de un segundo, la función de transferencia discretizada de la planta (ecuación 4.6) se aprecia en la ecuación (4.7).

$$G(z) = \frac{-0.1761 z^3 + 0.1396 z^2 + 0.1004 z + 6.743e - 12}{z^4 - 1.935 z^3 + 1.05 z^2 - 0.1136 z} \quad (4.7)$$

Luego de ello se procede a diseñar el controlador PID en discreta, un procedimiento utilizado en la sintonización de los controladores PID consiste en la localización de los polos en lazo cerrado en una posición específica, procedimiento que se conoce normalmente como método de ubicación de polos, este método es trabajado en la herramienta Matlab a través del comando 'rltool'. Si

bien los parámetros del controlador determinados con este procedimiento, garantizan lograr la ubicación deseada de los polos de lazo cerrado, esta no puede asociarse directamente con las características dinámicas de la respuesta del sistema de control, por no tomar en consideración la posición resultante de los ceros del controlador [6].

Para un sistema de control con un amplio rango de condiciones de operación, puede suceder que la variable de control alcance los límites prefijados del actuador. Cuando esto pasa, el bucle realimentado permanece en su límite independientemente de la salida del proceso. Si se usa un controlador con acción integral, el error continuará siendo integrado, incrementando aún más su valor. Esto significa que el término integral puede volverse muy grande y producirse el efecto llamado “windup”.

Para evitar que esto ocurra se realizó el re-cálculo de la integral, es decir, cuando la salida se satura, la integral es recalculada tal que su nuevo valor proporciona una salida en el límite de la saturación.

El controlador que se diseñó a través del comando ‘rltool’ es un control PI. Por lo que la función del controlador queda definida mediante la expresión:

$$G_z = 0.1188 + \frac{0.0012}{1 - z^{-1}} \quad (4.8)$$

Donde se tiene en cuenta que la constante anti-windup se ajustó con el valor de $K_a = 10$.

El diagrama de bloques para simular las tres acciones de control con anti-windup aplicada al modelo de la planta (turbina - generador) se puede observar en la figura 10.

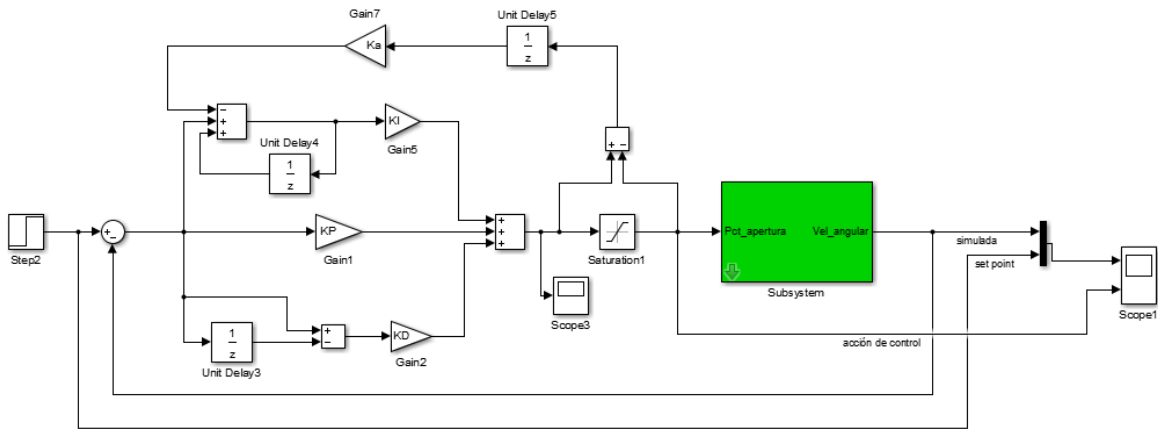


Figura 10. Diagrama de bloques control PID con anti-windup

En la figura 11 se observa la respuesta del controlador PID frente a cambios de la señal de referencia entre 0 – 1500 rpm, del cual se tiene un tiempo de establecimiento de 180 segundos, con un sobrepaso menor al 10% para señal de frecuencia.

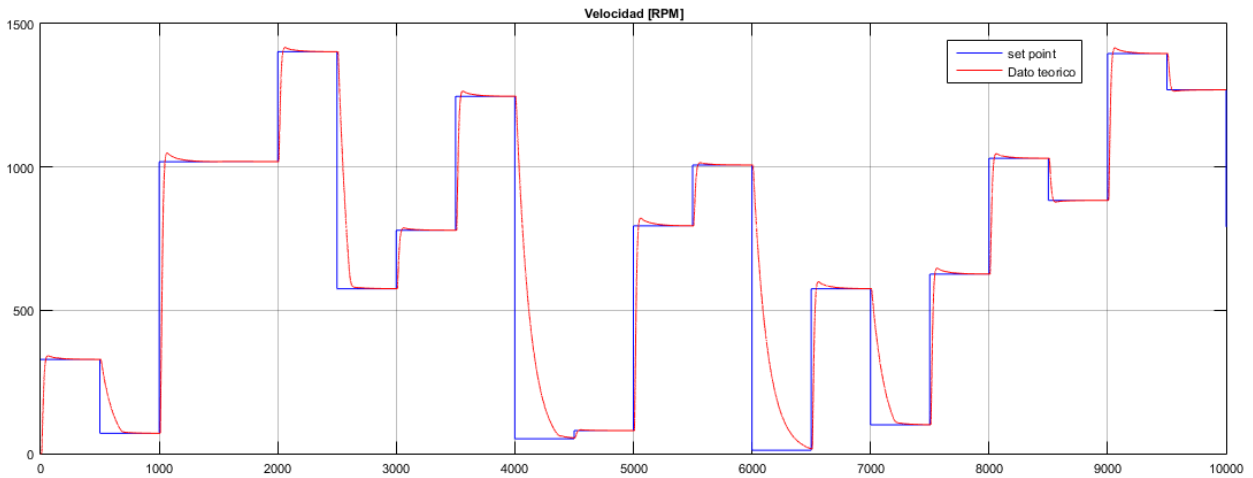


Figura 11. Respuesta de la señal de salida teórica del control PID

Los cambios de la acción de control frente a los cambios de referencia se pueden observar en la figura 12, a partir de los cambios de set point se interpreta que la

acción de control se mantiene por debajo del 40% de apertura para los valores estables.

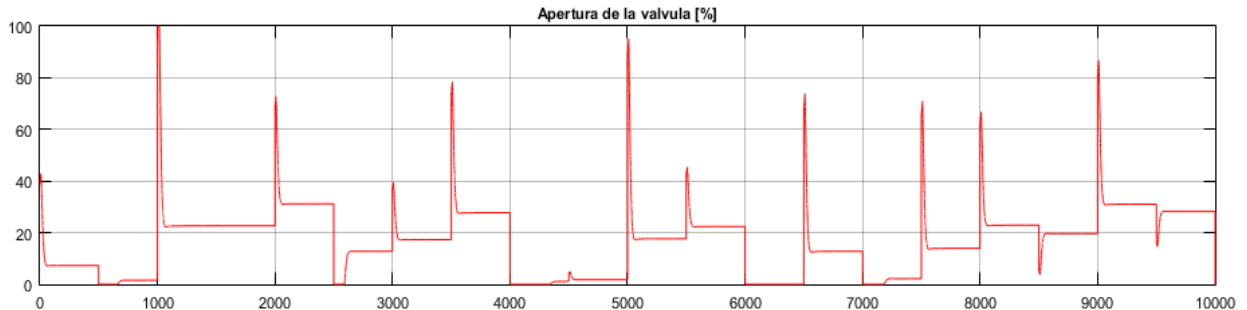


Figura 12. Respuesta de la acción de control teórica del PID

En el Anexo 1 se encuentran el algoritmo desarrollado para la implementación del controlador PID en el software de control distribuido Delta V.

4.2 LÓGICA DIFUSA SUGENO

Esta alternativa de procesamiento en los sistemas difusos fue propuesta por Sugeno en los sistemas difusos que llevan su nombre.

Los sistemas difusos tipo Sugeno están compuestos por el fuzificador, el mecanismo de inferencia difusa y la base de reglas difusas.

El proceso comienza con el fuzificador. La entrada de un sistema de lógica difusa tipo Sugeno normalmente es un valor numérico proveniente, por ejemplo, de un sensor; para que este valor pueda ser procesado por el sistema difuso se hace necesario convertirlo a un "lenguaje" que el mecanismo de inferencia pueda procesar. Esta es la función del fuzificador, que toma los valores numéricos provenientes del exterior y los convierte en valores "difusos" que pueden ser procesados por el mecanismo de inferencia. Estos valores difusos son los niveles de pertenencia de los valores de entrada a los diferentes conjuntos difusos en los

cuales se ha dividido el universo de discurso de las diferentes variables de entrada al sistema. [7]

Luego paso por el mecanismo de inferencia difusa. Teniendo los diferentes niveles de pertenencia arrojados por el fuzificador, los mismos deben ser procesados para generar una salida difusa. La tarea del sistema de inferencia es tomar los niveles de pertenencia y apoyado en la base de reglas generar la salida del sistema difuso. [7]

Finalmente, está la base de reglas difusas. Las reglas de la base de conocimiento de un sistema Sugeno es diferente a las de otros sistemas difusos pues el consecuente de estas reglas ya no es una etiqueta lingüística sino que es una función de la entrada que tenga el sistema en un momento dado, esto se ilustra a continuación: [7]

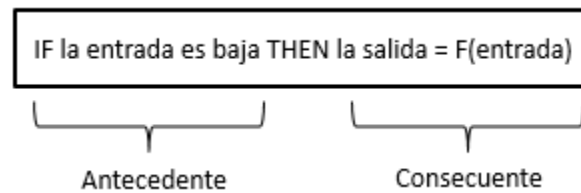


Figura 13. Regla Fuzzy tipo Sugeno

En los sistemas difusos tipo Sugeno, los valores que arrojan los consecuentes de las diferentes reglas que se han activado en un momento determinado ya son valores numéricos, por lo que no se necesita una etapa de defuzificación. Para calcular la salida del sistema difuso se ponderan los diferentes consecuentes teniendo en cuenta el valor que se activó el antecedente de cada una de las reglas. Para un modelo la salida del sistema difuso podría estar determinado de dos maneras [7]:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^N w_i z_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (4.9)$$

$$y = \sum_{i=1}^N w_i z_i \quad (4.10)$$

Donde: w_i – valores provenientes de la regla de ponderación; z_i – función de salida.

En la figura 14 se muestra de manera más detallada como es el funcionamiento de un sistema difuso tipo Sugeno [8], el proceso comienza cuando las entradas (error (x) y razón del error (y)) pasan por el proceso de fuzificación, en este caso 'Input MF', después de este proceso los valores difusos son pasados por la operación 'AND', ya que al multiplicar los valores difusos se genera el valor de sus pesos, posterior a ello se sigue con la base de reglas difusas 'Output MF' de esa forma se halla la función de salida 'z' a la que pertenecen, finalmente para obtener el valor de salida del controlador difuso se procede a utilizar las ecuaciones (4.9) o (4.10).

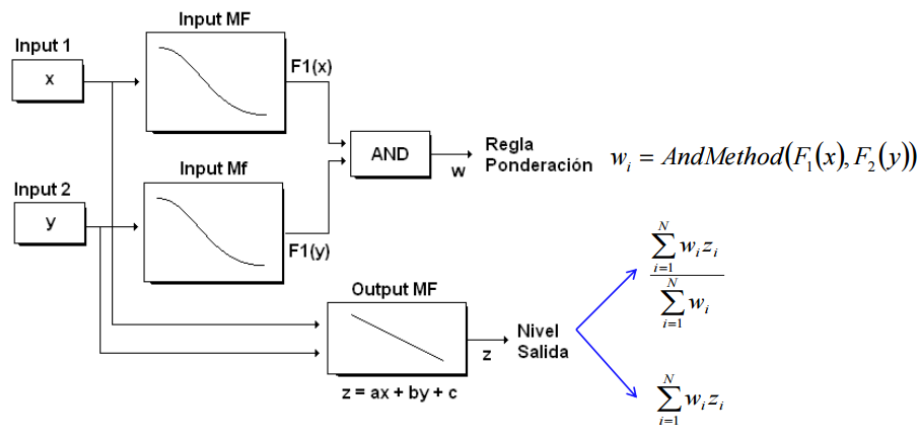


Figura 14. Procesamiento detallado, lógica difusa tipo Sugeno

Cabe destacar que la ventaja principal que presenta el fuzzy tipo Sugeno frente a otros tipos de fuzzy se da en el mecanismo de inferencia, debido a que el proceso es más sencillo desde el punto de vista de esfuerzo de computo; por ello es el tipo de inferencia preferido a la hora de hacer implantaciones en hardware. Otras de sus ventajas: funciona bien con técnicas lineales, técnicas de optimización y técnicas adaptativas; garantiza continuidad en la superficie de salida; es adecuado para el análisis matemático [8].

4.2.1 Diseño del controlador difuso

Se diseñaron cinco conjuntos de igual tamaño para trabajar el error y la razón de cambio del error como se puede observar en la figura 15.

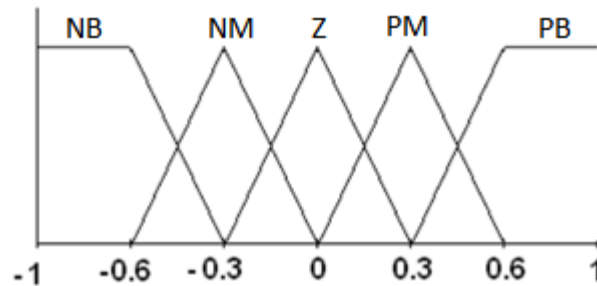


Figura 15. Conjuntos difusos

Donde: NB – negativo; NM – medio negativo; Z – medio; PM – medio positivo; PB – positivo.

La base de reglas difusas establecida para los conjuntos de la Figura 15 que se aplican al error y la razón de cambio del error se puede observar en la tabla 6, donde se define la posición de los valores difusos para luego pasar a ser clasificado en las funciones de salida.

Tabla 6. Base de reglas difusas

		ERROR				
		NB	NM	Z	PM	PB
RAZON DEL ERROR	NB	NB	NB	NM	PM	PB
	NM	NB	NB	NM	PM	PB
	Z	NB	NB	Z	PB	PB
	PM	NB	NM	PM	PB	PB
	PB	NB	NM	PM	PB	PB

Las funciones de salida para el controlador tipo Sugeno se establecieron con constantes, de uno a menos uno, como se puede observar en la tabla 7.

Tabla 7. Funciones de salida del controlador Fuzzy tipo Sugeno

Función de salida	Valor constante
Positivo	1
Medio positivo	0.5
Cero	0
Medio negativo	-0.5
Negativo	-1

Para la implementación del controlador tipo Sugeno, se utilizó la topología tipo Fuzzy PD, es decir, el controlador recibe el error de la variable a controlar y calcula la derivada del error. A cada una de las dos variables se fija una ganancia (K_F , K_U respectivamente) y forma la entrada a la lógica de control Fuzzy. A la salida del control se añade una ganancia K_z la cual se integra con el fin de garantizar el punto de consigna, luego entra al saturador, el cual limita la acción de control en los respectivos valores de 0 – 100 para el porcentaje de apertura de la válvula, véase el diagrama de bloques de la figura 16.

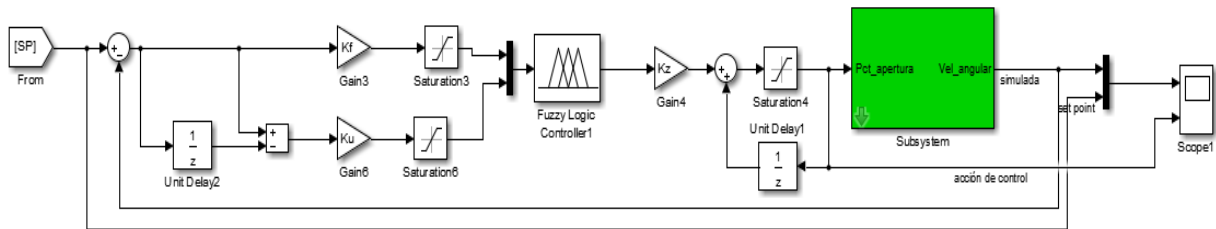


Figura 16. Diagrama de bloques del controlador Fuzzy tipo Sugeno

Se utiliza la función 'fmincon' para optimizar las ganancias del controlador fuzzy, para este proceso se genera una entrada escalón ya partir de ello se usa el criterio de optimización a través del error cuadrático medio. Los límites inferiores y superiores de las tres variables quedaron definidos de la forma:

$$\text{Límite inferior: } lb = [1e - 0.5 \quad 0.001 \quad 0]$$

$$\text{Límite superior: } ub = [1 \quad 1 \quad 15]$$

Para la función es necesario ingresar las condiciones iniciales para las tres ganancias, por lo cual se introdujo las siguientes condiciones iniciales:

$$x_0 = [0.00040.3026481610 \quad 0.100003829231608 \quad 2.619142058334210]$$

Al terminar el proceso de iteración de la función se obtuvo que el valor de las ganancias: $K_F = 0.0003$; $K_I = 0.02$; $K_Z = 6$.

En la figura 17 se observa la respuesta del controlador fuzzy frente a cambios de la señal de referencia desde 0 – 1500 rpm, donde se tiene un tiempo de establecimiento de 130 segundos, con un sobrepaso del 9.2% para la salida de frecuencia.

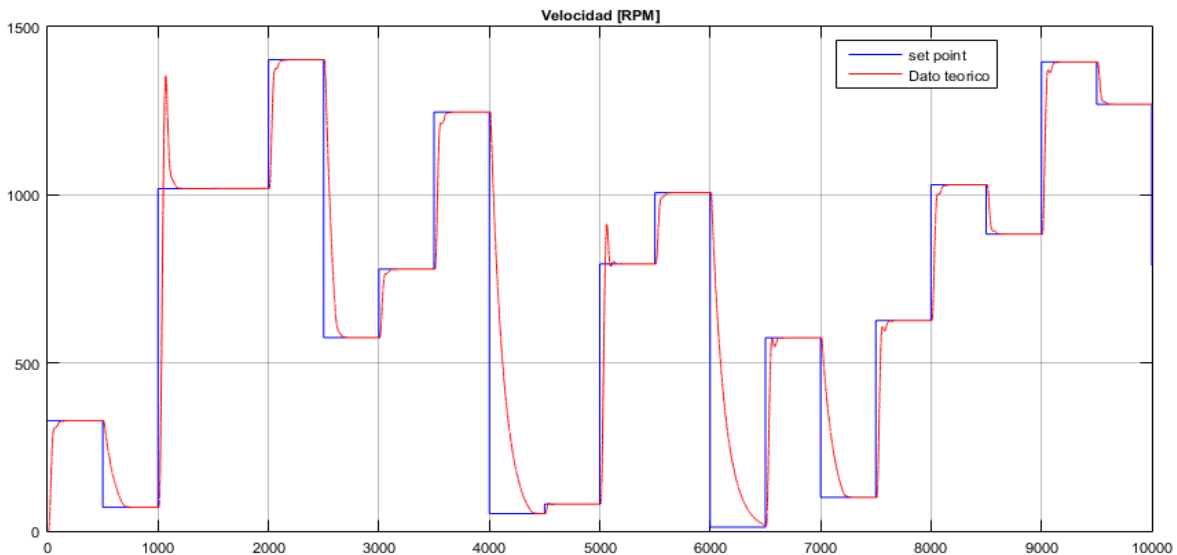


Figura 17. Respuesta de la señal de salida simulada del controlador Fuzzy tipo Sugeno

La acción de control frente a los cambios de referencia se puede observar en la figura 18. A partir de ello se interpreta que la señal de entrada se mantiene en valores inferiores al 40% de apertura para los distintos cambios de referencia.

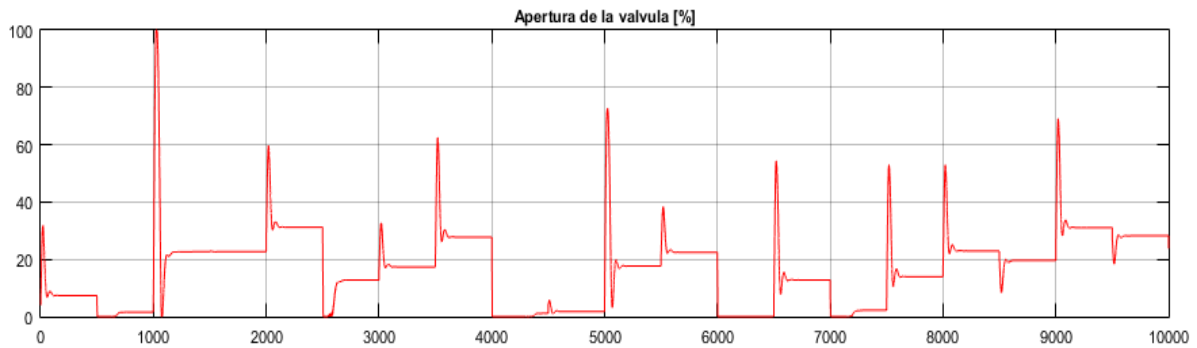


Figura 18. Respuesta de la acción de control simulada del controlador Fuzzy tipo Sugeno

En el Anexo 2 se encuentran el algoritmo desarrollado para la implementación del controlador Fuzzy en el software de control distribuido Delta V.

4.3 CONTROL LINEAL CUADRÁTICO GAUSSIANO (LQG)

El control LQG (del inglés Linear Quadratic Gaussian) es una variante del control LQR (del inglés Linear Quadratic Regulator). Las principales estrategias en el uso de esta estrategia de control consisten en considerar el sistema en estudio mediante su modelo matemático lineal y en utilizar modelos de ruido estocásticos [9]. Por tanto, la expresión del modelo lineal del sistema, obtenida mediante un procedimiento previo de linealización a partir del modelo no lineal es escrita como:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du \end{aligned} \quad (4.11)$$

Donde las matrices A , B , C , D corresponden a las matrices de los sistemas de dimensiones apropiadas; x - los estados del sistema; u – entradas del sistema.

El propósito de la estrategia de control consiste en encontrar el vector óptimo de señales de control $u(t)$ tal que se minimice la función de coste:

$$J = E \left\{ \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T [x^T Q x + u^T R u] dt \right\} \quad (4.12)$$

Donde las matrices de sintonía Q y R son seleccionadas apropiadamente cumpliendo las condiciones de diseño $Q = Q^T \geq 0$ y $R = R^T > 0$. Las matrices Q y R son conocidas como matrices de penalización estado y entrada, respectivamente. Ellas se encargan de dar prioridad bien sea al seguimiento de una trayectoria por parte de los estados o a la penalización de la energía de control requerida por el sistema para alcanzar los objetivos de control deseados.

La solución de problema de control LQG, es decir, hallar el $u(t)$ óptimo, consiste en la determinación de una ganancia estabilizante K , la cual se aplica al sistema mediante una ley de realimentación de estado expresada como:

$$u(t) = -K_r x(t) \quad (4.13)$$

Donde K_r es la matriz de ganancia del controlador.

Con el fin de calcular la matriz K_r , es necesario disponer de la medición de todo el vector de estado, lo cual no es siempre posible. Por lo tanto, es posible diseñar un observador de estados a partir de las mediciones de las salidas de la planta. Este sistema auxiliar se encarga de estimar las trayectorias del sistema con un error y velocidad de convergencia dados mediante el parámetro de diseño K_e , el cual es conocido como la ganancia de estimación.

Por lo tanto, la ley de control (4.13) es calculada como $u(t) = -K_r \hat{x}(t)$, donde $\hat{x}(t)$ es el vector de estado estimado por el observador. Nótese que los diseños del controlador y estimador pueden ser realizados independientemente. Sin embargo, pueden ser combinados en el diseño final de la arquitectura de control.

Por otro lado, a fin de mejorar la regulación del sistema, es posible agregar al esquema en lazo cerrado un estado dado por un integrador. Esto permite que el

error de estado estacionario tienda a cero y, por lo tanto, que la salida de la planta siga más precisamente a la señal de referencia. Así, el diseño de la ley LQG implica la obtención de una ganancia K_r , considerando la variable adicional relacionada con el integrador [10].

Al igual que en el controlador PID, puede suceder que la variable de control alcance los límites prefijados del actuador. Cuando esto pasa, el bucle realimentado permanece en su límite independientemente de la salida del proceso. Si se usa un controlador con acción integral, el error continuará siendo integrado, incrementando aún más su valor. Esto significa que el término integral puede volverse muy grande y producirse el efecto llamado “windup”.

Para evitar que esto ocurra se realizó el re-cálculo de la integral, es decir, cuando la salida se satura, la integral es recalculada tal que su nuevo valor proporciona una salida en el límite de la saturación.

4.3.1 Diseño del controlador LQG

Como se explica anteriormente en la sección del diseño del PID, sobre la aproximación de Pade y su inferencia en la planta turbina-generador, la función de transferencia de la planta que se utiliza es la de la ecuación (4.6).

A partir de la ecuación (4.6), el modelo en espacio de estados en sistema continuo queda definido de la forma:

$$A = \begin{bmatrix} -2478.8547 & -84.1818 & -4.3558 & -0.13975 \\ 64.0000 & 0.00000 & 0.0000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 4.00000 & 0.0000 & 0.00000 \\ 0.00000 & 0.00000 & 0.2500 & 0.00000 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 4 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

$$C = [0 \quad -0.002851 \quad -1.766304 \quad 1.570189]$$

$$D = [0]$$

Para implementar el controlador en el DCS se hace necesario trabajar en sistema discreto, para este fin se utiliza el comando 'c2d' de Matlab, el cual recibe el modelo en tiempo continuo y el tiempo de muestreo. Por lo tanto, el modelo en discreto que representa la planta en espacio de estados es expresado en la ecuación (4.15), cabe aclarar que el periodo de muestreo que se utiliza es de un segundo.

$$Gl = \begin{bmatrix} -0.000117 & -0.004559 & -0.000102 & -0.000003 \\ 0.001424 & 0.055065 & -0.042968 & -0.001370 \\ 0.039239 & 1.519927 & 0.880884 & -0.003809 \\ 0.006815 & 0.264122 & 0.238425 & 0.999629 \end{bmatrix}$$

$$Hl = \begin{bmatrix} 0.000089 \\ 0.039239 \\ 0.109044 \\ 0.010605 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

$$C = [0 \quad -0.002851 \quad -1.766304 \quad 1.570189]$$

$$D = [0]$$

Para el diseño de seguimiento es necesario crear las matrices aumentadas \hat{G} y \hat{H} debido a los integradores que se colocan en la trayectoria directa para garantizar el punto de consigna [10].

$$\hat{G} = \begin{bmatrix} Gl & \text{zeros}(n, m) \\ -C * Gl & \text{eye}(m, m) \end{bmatrix}$$

$$\hat{H} = \begin{bmatrix} Hl \\ -C * Hl \end{bmatrix}$$

Donde: *zeros* – matriz de ceros; *n* – numero de estados; *m* – numero de integradores; *eye* – matriz de identidad.

Posterior a eso, se procede a crear las matrices Q y R , donde la matriz Q es una matriz diagonal del tamaño de los estados más los integradores del sistema, en este caso, se tiene cuatro estados y un integrador. Para penalizar los valores de la matriz Q , se tiene en cuenta que los valores de Q_{11} a Q_{44} corresponden al castigo de los estados 1 al 4, y que el valor Q_{55} corresponde al castigo a la integral del error. Luego, la matriz R es una matriz diagonal de tamaño del número de entradas, en este caso, se tiene una entrada; para penalizar el valor de la matriz R , se tiene en cuenta que es el castigo a la acción de control.

$$Q_{11} = 1; Q_{22} = 1; Q_{33} = 1; Q_{44} = 8.5; Q_{55} = 0.009$$

$$R = 5$$

Una vez creadas estas matrices se introducen en la función de Matlab '*dlqr*', esta función recibe las matrices \hat{G} , \hat{H} , Q y R ; la función crea un controlador en lazo cerrado (LQR) que se expresa a través de la ganancia K , dicha ganancia representa la penalización de los estados K_Q (los primeros cuatro valores de la ganancia K) y la penalización de la integral del error K_R (el quinto y último valor de la ganancia K).

$$K = [0.061111 \quad 2.367096 \quad 1.369298 \quad 1.786684 \quad -0.037269]$$

En la figura 19 se puede observar el diagrama de bloques para el controlador LQG, está compuesto por la constante anti-windup $K_a = 5$, la constante integral K_R y la constante de amplificación o penalización de los estados K_Q , por último, se tiene el modelo de la planta (bloque en verde). El estimador está en el subsistema, donde entra la acción de control y la señal de salida para estimar los estados.

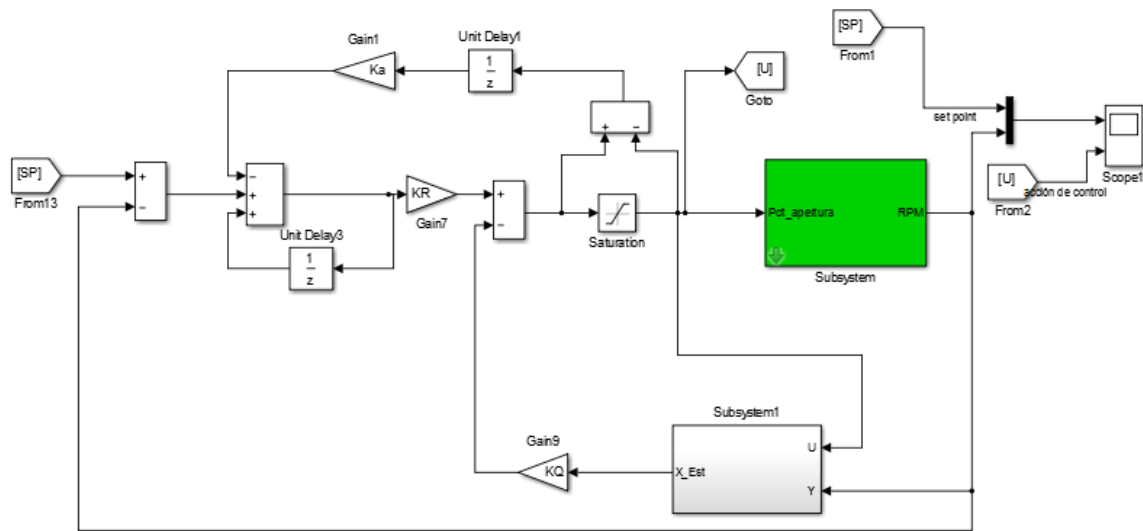


Figura 19. Diagrama de bloques del controlador LQG

La estimación de los estados se ha realizado mediante la implementación de un filtro de Kalman, este filtro se define de la forma:

$$X_{ob} = (Gl - K_e \cdot C)X_{ob1} + Hl \cdot U + K_e \cdot PV \quad (4.16)$$

Donde: X_{ob} – estados observados; Gl – Matriz A del modelo lineal discreto; Hl – matriz B del modelo lineal discreto; C – matriz del modelo lineal discreto; X_{ob1} – valor anterior de la matriz X_{ob} ; U – señal de control; PV – variable del proceso o señal de salida; K_e – ganancia de estimación.

Para el diseño del filtro del Kalman en Matlab, es necesario generar las matrices de varianza del sistema, donde Q_n es la matriz de varianza de la señal de la acción de control y R_n es la matriz de varianza de la señal de velocidad. Para la obtención de los valores de Q_n y R_n se utilizan los datos de identificación de la señal de entrada y salida (figura 6 y figura 7), de los cuales se generan los valores de varianza:

$$Q_n = 176.9876 ; \quad R_n = 21225$$

Una vez obtenidos estos valores se introducen en la función de Matlab ‘*kalman*’, esta función recibe los valores del modelo en espacio de estados en tiempo discreto, Q_n y R_n . La función crea la ganancia de estimación K_e propia del observador.

$$K_e = [0.0000003759397 \quad -0.0000112921097 \quad -0.00051464655 \quad 0.0161796998]$$

Es importante aclarar que la respuesta del observador debe ser más rápida a la del controlador, de esta forma se garantiza un comportamiento óptimo en la planta, esto se cumple al ubicar los polos del observador detrás de los polos del controlador.

En la figura 20 se observa la respuesta del controlador LQG frente a los cambios de la señal de referencia desde 0 – 1500 rpm, del comportamiento se deduce un tiempo de establecimiento de 130 segundos donde la señal no posee sobrepaso.

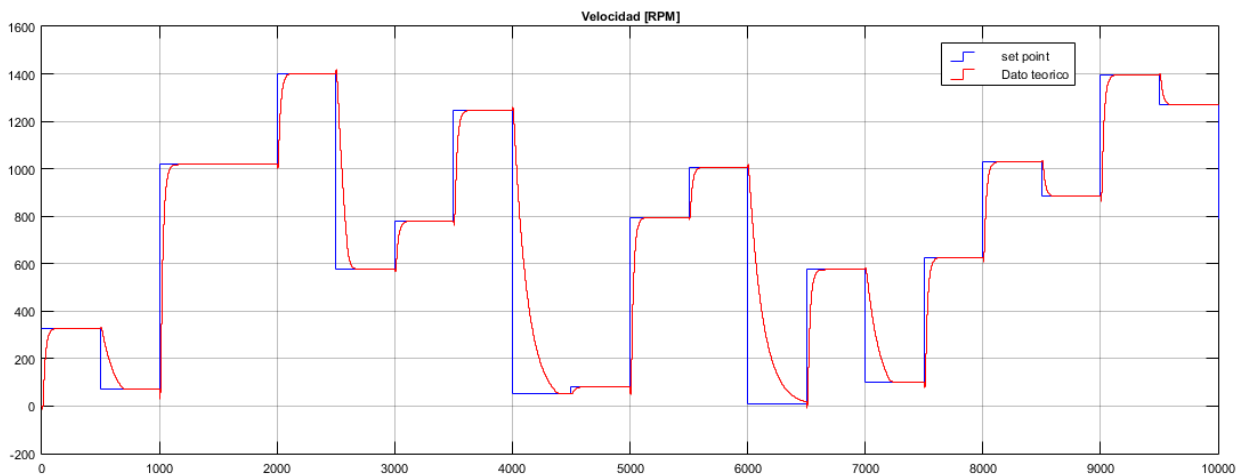


Figura 20. Respuesta simulada de la señal de salida del controlador LQG

La acción de control frente a los cambios de referencia se puede apreciar en la figura 21, donde la acción de control se mantiene por debajo del 40 % de apertura por los cambios de referencia.

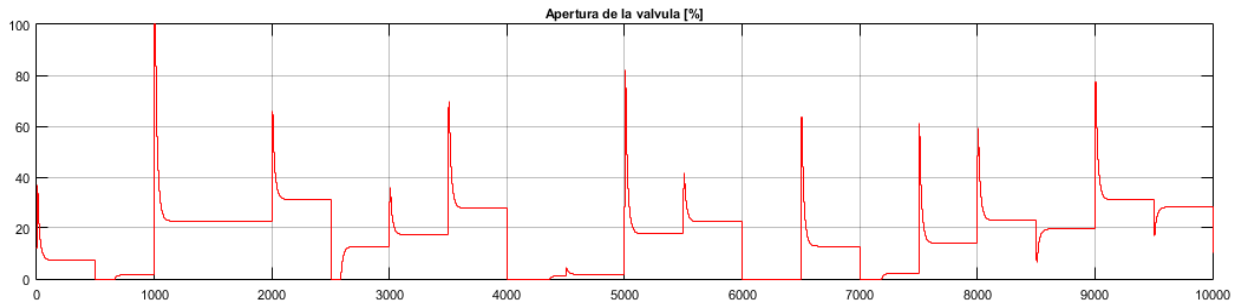


Figura 21. Respuesta simulada de la acción de control del controlador LQG

En el Anexo 3 se encuentran el algoritmo desarrollado para la implementación del controlador LQG en el software de control distribuido Delta V.

4.4 MODELO DE CONTROL PREDICTIVO DISCRETO (DMPC)

Una de las propiedades más atractivas del DMPC es su formulación abierta, que permite la incorporación de distintos tipos de modelos de predicción, sean lineales o no lineales, monovariantes o multivariantes, y la consideración de restricciones sobre las señales del sistema. Esto hace que sea una estrategia utilizada en muy diversas áreas de control. Además es una de las pocas técnicas que permiten controlar sistemas con restricciones incorporando estas en el propio diseño del controlador. Entre las ventajas del DMPC se puede destacar:

- Formulación en el dominio del tiempo, flexible, abierta e intuitiva.
- Permite tratar con sistemas lineales y no lineales, monovariantes y multivariantes utilizando la misma formulación del controlador.
- La ley de control responde a criterios óptimos.
- Permite la incorporación de restricciones en la síntesis del controlador.

Todos los controladores predictivos poseen elementos comunes y para cada uno de estos elementos se pueden elegir diversas opciones, dando lugar a distintos algoritmos:

- Modelo de predicción
- Función objetivo
- Obtención de la ley de control

4.4.1 Modelo de predicción de un controlador DMPC

Partiendo de un modelo de una planta en espacio de estados en sistema discreto dado por [11]:

$$\begin{aligned}x_m(k+1) &= A_m x_m(k) + B_m u(k) \\ y(k) &= C_m x_m(k)\end{aligned}\tag{4.17}$$

Se pueden definir dos nuevas variables, $\Delta x_m(k)$ y $\Delta u(k)$, como:

$$\Delta x_m(k) = x_m(k) - x_m(k-1)\tag{4.18}$$

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)\tag{4.19}$$

A partir de (4.17), (4.18), y (4.19) se puede construir un nuevo modelo en espacio de estados definido como:

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix} \Delta x_m(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} A_m & 0_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix} \Delta u(k) \\ y(k) &= [0_m \quad 1] \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{4.20}$$

El modelo aumentado representado a través de las ecuaciones (4.20) se puede escribir como:

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k)\end{aligned}\tag{4.21}$$

En donde $x(k) = \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix}$; $u(k) = \Delta u(k)$; $A = \begin{bmatrix} A_m & 0_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix}$; $B = \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix}$;
 $C = [0_m \quad 1]$.

Basado en el modelo de espacio de estados descrito en (4.21), las variables de estado futuras son calculadas secuencialmente a través de:

$$x(k_i + 1|k_i) = Ax(k_i) + B\Delta u(k_i)$$

$$x(k_i + 2|k_i) = Ax(k_i + 1|k_i) + B\Delta u(k_i + 1)$$

$$x(k_i + 2|k_i) = A^2x(k_i) + AB\Delta u(k_i) + B\Delta u(k_i + 1)$$

⋮

$$\begin{aligned} x(k_i + N_p|k_i) &= A^{N_p}x(k_i) + A^{N_p-1}B\Delta u(k_i) + A^{N_p-2}B\Delta u(k_i + 1) + \dots \\ &+ A^{N_p-N_c}B\Delta u(k_i + N_c - 1) \end{aligned}$$

En donde N_c y N_p son los horizontes de control y predicción respectivamente [11]. Desde las variables de estado predichas, se pueden calcular las variables de salida como:

$$y(k_i + 1|k_i) = CAx(k_i) + CB\Delta u(k_i)$$

$$y(k_i + 2|k_i) = CA^2x(k_i) + CAB\Delta u(k_i) + CB\Delta u(k_i + 1)$$

$$y(k_i + 3|k_i) = CA^3x(k_i) + CA^2\Delta u(k_i) + CAB\Delta u(k_i + 1) + CB\Delta u(k_i + 2)$$

⋮

$$\begin{aligned} y(k_i + N_p|k_i) &= CA^{N_p}x(k_i) + CA^{N_p-1}B\Delta u(k_i) + CA^{N_p-2}B\Delta u(k_i + 1) + \dots \\ &+ CA^{N_p-N_c}B\Delta u(k_i + N_c - 1) \end{aligned}$$

En muchas ocasiones, la representación de la trayectoria de control Δu requiere de un gran número de parámetros (como se observa en las ecuaciones de representación de estados y salida de la planta, que comprenden matrices del tamaño del horizonte de predicción y control), lo que conlleva a una alta carga computacional para la implementación online del controlador predictivo. Un método alternativo es representar la acción de control Δu a través de un modelo de redes de Laguerre, permitiendo optimizar el funcionamiento del controlador [11].

A través de las redes de Laguerre, la trayectoria de control Δu se representa como la respuesta al impulso de un sistema estable dado por:

$$\Delta u(k) = L(k)\eta \quad (4.22)$$

En donde $L(k)$ es una matriz constante que representa las funciones de Laguerre y η es un vector con los coeficientes de Laguerre. En donde Δu se ha reemplazado por la función de Laguerre $L(k)\eta$. Con esta formulación, la predicción de las futuras variables de estado y salidas del sistema quedan en función de los coeficientes de Laguerre (η) en lugar de Δu . Por lo tanto, el controlador DMPC calculara la mejor acción de control a través de la optimización del vector de coeficientes η .

4.4.1.1 Redes de Laguerre

La aplicación de las redes de Laguerre se encuentra fundamentalmente en la identificación de sistemas y en la compresión de datos. La función de Laguerre permite representar la respuesta al impulso de un sistema discreto como:

$$H(k) = L(k) * \eta \quad (4.23)$$

En donde $H(k)$ es la respuesta del sistema, $L(k)$ es una matriz constante definida por el usuario que representa un juego de funciones de Laguerre en tiempo discreto y η son los coeficientes de Laguerre.

La matriz $L(k)$ contiene N funciones de Laguerre expresados en forma de vectores como:

$$L(k) = [l_1(k) \quad l_2(k) \quad l_3(k) \quad \cdots \quad l_N(k)] \quad (4.24)$$

La construcción de la matriz $L(k)$ se basa en la siguiente ecuación de diferencias:

$$L(k + 1) = A_l L(k) \quad (4.25)$$

En donde la matriz A_l es $(N \times N)$ y es función de los parámetros α y $\beta = (1 - \alpha^2)$, y la condición inicial para la construcción de la matriz $L(k)$ es dada por:

$$L(0)^T = \sqrt{\beta} [1 \quad -\alpha \quad \alpha^2 \quad -\alpha^3 \quad \cdots \quad (-1)^{N-1} \alpha^{N-1}] \quad (4.26)$$

Por ejemplo, en el caso donde $N = 5$, entonces:

$$A_l = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \beta & \alpha & 0 & 0 & 0 \\ -\alpha\beta & \beta & \alpha & 0 & 0 \\ \alpha^2\beta & -\alpha\beta & \beta & \alpha & 0 \\ -\alpha^3\beta & \alpha^2\beta & -\alpha\beta & \beta & \alpha \end{bmatrix} ; \quad L(0) = \sqrt{\beta} \begin{bmatrix} 1 \\ -\alpha \\ \alpha^2 \\ -\alpha^3 \\ \alpha^4 \end{bmatrix} ;$$

Entonces, para la construcción de la matriz $L(k)$ se requiere que el usuario defina el número N de funciones de Laguerre a utilizar y el parámetro α (también llamado factor de escalamiento), el cual su valor debe estar entre $0 \leq \alpha < 1$. Una vez construida la matriz $L(k)$, esta será constante para el resto del programa.

Los coeficientes de Laguerre, η , son los parámetros a optimizar a partir de los datos del sistema:

$$\eta = [C_1 \quad C_2 \quad C_3 \quad \dots \quad C_N] \quad (4.27)$$

Usando las redes de Laguerre es posible definir la acción de control deseada a través de los parámetros α y de N , y optimizando solo el vector η , disminuyendo el número de parámetros usados en la representación de la trayectoria de control.

4.4.2 Función objetivo del controlador DMPC

El objetivo del controlador DMPC es encontrar los coeficientes Laguerre η que minimicen la función costo:

$$J = \sum_{m=1}^{Np-1} (x(k_i + m|k_i)^T Q x(k_i + m|k_i) + \eta^T R_L \eta) \quad (4.28)$$

Donde Q y R_L son matrices usadas en la sintonización del controlador para penalizar las desviaciones en las variables de estado y las acciones de control, respectivamente. Las matrices de penalización son parámetros empíricos que deben ser optimizados con el fin de que el controlador sea robusto y a su vez suave en su respuesta.

Para un sistema SISO la matriz de penalización Q , queda definida de la forma [11]:

$$Q = C^T C \quad (4.29)$$

La función costo puede ser reformulada como:

$$J = \eta^T \Omega \eta + 2\eta^T \Psi x(k_i) \quad (4.30)$$

En donde:

$$\Phi(m) = \left(\sum_{i=0}^{m-1} A^{m-i-1} B L(i)^T \right) \quad (4.31)$$

$$\Omega = \left(\sum_{m=1}^{N_p} \Phi(m) Q \Phi(m)^T + R_L \right) \quad (4.32)$$

$$\Psi = \left(\sum_{m=1}^{N_p} \Phi(m) Q A^m \right) \quad (4.33)$$

Donde m – instante de muestreo.

Cuando el controlador no tiene restricciones y asumiendo que Ω^{-1} existe cuando $\frac{dJ}{d\eta} = 0$, la solución óptima para η , se obtiene analíticamente como:

$$\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i) \quad (4.34)$$

Sin embargo, en la práctica todos los procesos están sujetos a restricciones, por ejemplo, los actuadores tienen un campo limitado de acción así como una determinada velocidad de cambio (slewrate), los sensores pueden causar límites en las variables del proceso, tales como niveles en depósitos, caudales en tuberías o temperaturas y presiones máximas. Por lo expuesto anteriormente, se hace necesaria la introducción de las restricciones en la función a minimizar.

4.4.3 Obtención de la ley de control

Para la obtención de $\Delta u(k_i)$ óptima, se hizo necesario generar dos tipos de restricciones, restricción en la diferencia de la variable de control y la variable de control. También para la salida $y(k)$ de la planta, se genero las restricciones para el valor mínimo y máxima de salida. Se tiene en cuenta que el proceso de ejecución o proceso iterativo del controlador se basa en seguir las tres restricciones que se describen.

4.4.3.1 DMPC con restricciones en la diferencia de la variable de control

Las restricciones se expresan de la forma $\Delta u^{min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u^{max}$. Sujeto a las limitaciones de $\Delta u(k_i) = L(0)^T \eta$ conduce a tres soluciones posibles:

1. $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, si $\Delta u^{min} \leq L(0)^T \eta \leq \Delta u^{max}$. Entonces la solución óptima es la solución óptima global que minimiza la función de coste cuadrática J .
2. Si $L(0)^T \eta \leq \Delta u^{min}$, donde $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, entonces la solución óptima limitada es la que conduce a $\Delta u(k_i) = \Delta u^{min}$. Esto es porque es una restricción activa y la restricción activa se convierte en una restricción de igualdad, que se impone por Δu^{min} . En lugar de encontrar el valor de η , se toma directamente $\Delta u(k_i) = \Delta u^{min}$ como la solución óptima.
3. Del mismo modo cuando $L(0)^T \eta \geq \Delta u^{max}$ con $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, esta restricción se convierte en activo. La solución óptima η conduce a que $\Delta u(k_i) = \Delta u^{max}$.

Después de encontrar $\Delta u(k_i)$, como antes, el control óptimo es $u(k_i) = u(k_i - 1) + \Delta u(k_i)$.

4.4.3.2 DMPC con restricción en la variable de control

Las limitaciones de la variable de control se expresan como $u^{min} \leq u(k) \leq u^{max}$. Suponga la muestra de tiempo k_i , el control anterior de la señal es $u(k_i - 1)$. De nuevo, hay tres casos diferentes:

1. $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$ si $u^{min} < u(k_i - 1) + L(0)^T \eta < u^{max}$, que dice que si la solución óptima global satisface las restricciones, entonces la solución óptima será la solución óptima global.
2. Si $u(k_i - 1) + L(0)^T \eta \leq u^{min}$, donde $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, entonces $u(k_i) = u^{min}$, de la que deriva $\Delta u(k_i) = u^{min} - u(k_i - 1)$.

3. Del mismo modo, si $u(k_i - 1) + L(0)^T \eta \geq u^{max}$, donde $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, entonces $u(k_i) = u^{max}$, y $\Delta u(k_i) = u^{max} - u(k_i - 1)$.

La información sobre $\Delta u(k_i)$ calculado usando los límites es importante, porque se actualizará en la implementación del control como una retroalimentación variable.

4.4.3.3 DMPC con restricción en la variable de salida

El modelo de control predictivo ha sido expresado en espacio de estados (A, B, C), a partir del cual se generará unas limitaciones en la salida que se expresa como:

$$y^{min} \leq y(k) \leq y^{max} \quad (4.35)$$

En k_i tiempo de la muestra, la predicción de $x(k_i + 1|k_i)$ es descrito por la relación:

$$x(k_i + 1|k_i) = Ax(k_i) + BL(0)^T \eta \quad (4.36)$$

La salida predicha queda de la forma:

$$y(k_i + 1|k_i) = CAx(k_i) + CBL(0)^T \eta \quad (4.37)$$

Hay tres posibles soluciones para este caso:

1. En la muestra de tiempo k_i con la información dada la planta $x(k_i)$:

$$y^{min} < CAx(k_i) + CBL(0)^T \eta < y^{max} \quad (4.38)$$

Donde $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$. Entonces la solución óptima de η es la solución con restricciones.

2. En el caso que la restricción en el límite inferior sea violada:

$$CAx(k_i) + CBL(0)^T \eta \leq y^{min} \quad (4.39)$$

Para este caso se necesita encontrar la solución óptima η que minimizara la función de costo J como también satisfacer por debajo de la desigualdad:

$$-CBL(0)^T \eta \leq -y^{min} + CAx(k_i) \quad (4.40)$$

Definiendo $M_{act} = -CBL(0)^T$ para simplificar la notación, el multiplicador de Lagrange λ_{act} tiene una expresión analítica:

$$\lambda_{act} = -(M_{act} \Omega^{-1} M_{act}^T)^{-1} (-y^{min} + CAx(k_i) + M_{act} \Omega^{-1} \Psi x(k_i)) \quad (4.41)$$

Basado en esta expresión, la solución óptima del parámetro η es obtenida como:

$$\eta = -\Omega^{-1} (\Psi x(k_i) + M_{act}^T \lambda_{act}) \quad (4.42)$$

3. Del mismo modo si se infringe la restricción del límite superior cuando $\eta = -\Omega^{-1} \Psi x(k_i)$, entonces la solución óptima η es la que minimiza la función de costo J y satisface la desigualdad:

$$CBL(0)^T \eta \leq y^{max} - CAx(k_i) \quad (4.43)$$

En este caso con $M_{act} = CBL(0)^T$, la solución analítica para el multiplicador de Lagrange se expresa como:

$$\lambda_{act} = -(M_{act} \Omega^{-1} M_{act}^T)^{-1} (y^{max} - CAx(k_i) + M_{act} \Omega^{-1} \Psi x(k_i)) \quad (4.44)$$

El cual da la solución óptima dada por la ecuación (4.42).

4.4.4 Diseño del controlador DMPC

La implementación del controlador DMPC se divide en dos etapas: la fase de inicialización y la fase de ejecución o proceso iterativo.

En la fase de inicialización se obtiene el modelo en espacio de estados en tiempo discreto de la planta a través de la función 'c2d', tal y como se explica en la ecuación (4.15), y se calculan las matrices constantes A , B , C , $L(0)^T$, Φ , Ω , y Ψ . Estas matrices se hallan una sola vez, es decir, antes de entrar al lazo de control.

Posterior a ello, se obtiene las matrices discretas del espacio de estados según el modelo aumentado de la planta descrito en la ecuación (4.21), quedan definidos como:

$$A = \begin{bmatrix} -0.0001 & -0.0046 & -0.0001 & -0.0000 & 0 \\ 0.0014 & 0.0551 & -0.0430 & -0.0014 & 0 \\ 0.0392 & 1.5199 & 0.8809 & -0.0038 & 0 \\ 0.0068 & 0.2641 & 0.2384 & 0.9996 & 0 \\ -0.0586 & -2.2701 & -1.1814 & 1.5763 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.0001 \\ 0.0392 \\ 0.1090 \\ 0.0106 \\ -0.1761 \end{bmatrix}$$

$$C = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 1]$$

Para determinar el coeficiente de Laguerre es necesario establecer los valores de la localización del polo (α), el número de términos (N) y el horizonte de predicción (N_p); donde se obtiene sus valores a través de una sintonización fina. Una muestra de ello se aprecia en la figura 22, donde el número de términos o funciones (N) afecta directamente la señal de salida, al generar el DMPC con $N = 1$, hace que la señal de velocidad genere un retardo de 120 segundos, por lo que no es conveniente trabajar con este número de términos (N) ya que la respuesta es muy lenta; por lo tanto, se dice que el número de términos indicado para trabajar es

$N = 2$ ya que el retardo que genera es de apenas 40 segundos, llevando así a la señal de velocidad a su punto de operación en 100 segundos.

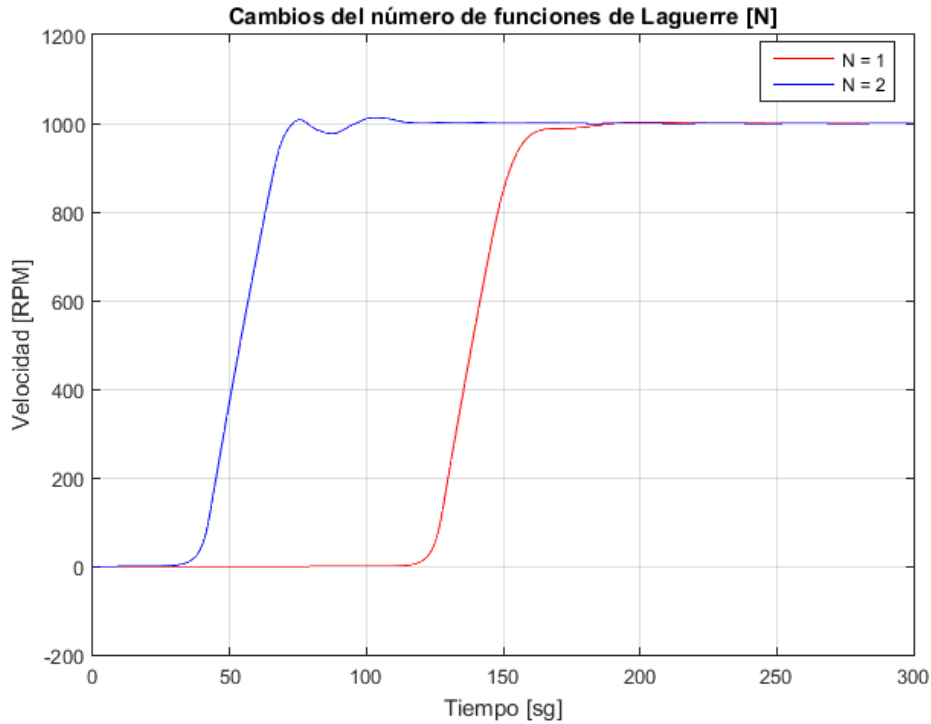


Figura 22. Cambios del número de funciones de Laguerre, DMPC

Se aclara que en la figura 22 se trabajó con un factor de escalamiento ($\alpha = 0.8$) y un horizonte de predicción ($N_p = 20$) con el fin de observar las variaciones de la señal de velocidad frente a los cambios del número de términos de Laguerre.

Ya definido el número de funciones de Laguerre, se procede a definir el número del factor de escalamiento; en la figura 23 se observa los cambios de la señal de velocidad al variar el factor de escalamiento, se aprecia que con un factor ($\alpha = 0.9$) se obtiene un menor tiempo de retardo (40 segundos) y un menor tiempo de levantamiento, por lo que es el factor de escalamiento adecuado para el DMPC.

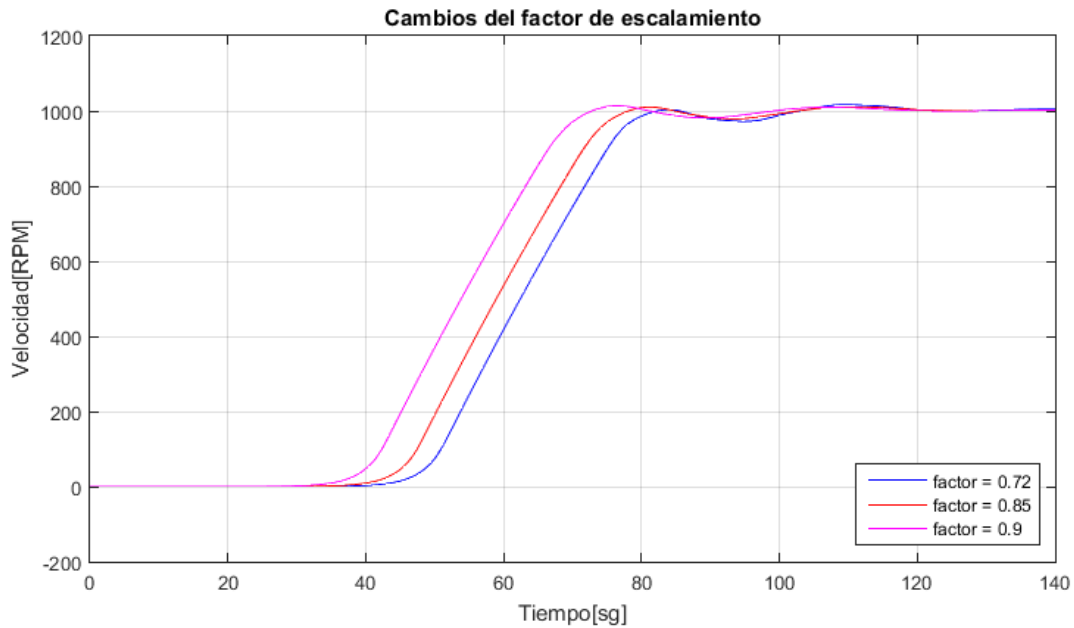


Figura 23. Cambios del factor de escalamiento, DMPC

Luego de que se defina el número de funciones de Laguerre ($N = 2$) y el número del factor de escalamiento ($\alpha = 0.9$), se procede a definir el horizonte de predicción. En la figura 24 se observa las variaciones de la señal de velocidad frente a los cambios del horizonte de predicción, donde se hace notorio que el número del horizonte de predicción indicado es $N_p = 20$ ya que genera un menor tiempo de retardo (30 segundos) y un menor tiempo de levantamiento a diferencia de los otros dos cambios del horizonte de predicción.

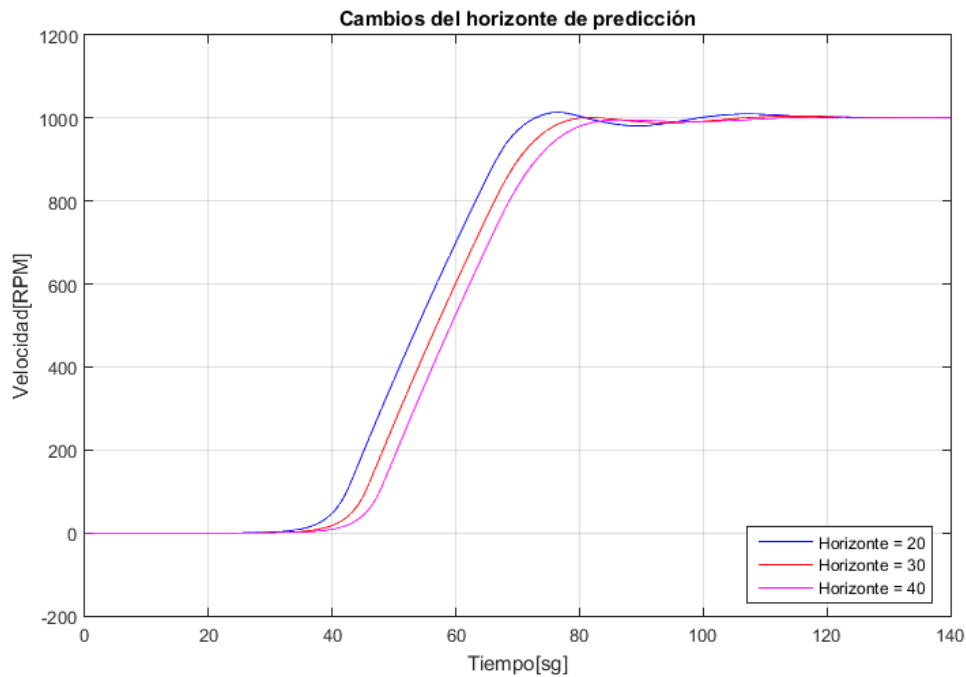


Figura 24. Cambios del horizonte de predicción, DMPC

Con los parámetros anteriormente definidos y a partir de la ecuación (4.26) la matriz $L(0)$ transpuesta se expresa:

$$L(0)^T = [0.43588 \quad -0.3923]$$

A partir del modelo aumentado se hallan la matriz ϕ desarrollada en la ecuación (4.31), los valores corresponden:

$$\phi = \begin{bmatrix} 0.000006 & -0.000002 \\ -0.002317 & -0.000010 \\ 0.071815 & 0.164472 \\ 0.735866 & 0.174524 \\ 7.373417 & -2.764404 \end{bmatrix}$$

El proceso de inicialización continua al generar la matriz Q a través de la ecuación (4.29), y la matriz R_L que es de tamaño uno por uno ya que solo hay una entrada (el valor se establece por sintonización fina).

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} ; \quad R_L = 0.001$$

Para generar las matrices Ω y Ψ , a partir de las ecuaciones (4.32) y (4.33), es necesario determinar el número de predicciones N_p del controlador, el cual es de 20 ya obtenido anteriormente, también son necesarias las matrices Q , R_L , Φ . Por lo tanto Ω y Ψ se expresan:

$$\Omega = \begin{bmatrix} 172.8821 & -85.3635 \\ -85.3635 & 47.2629 \end{bmatrix}$$

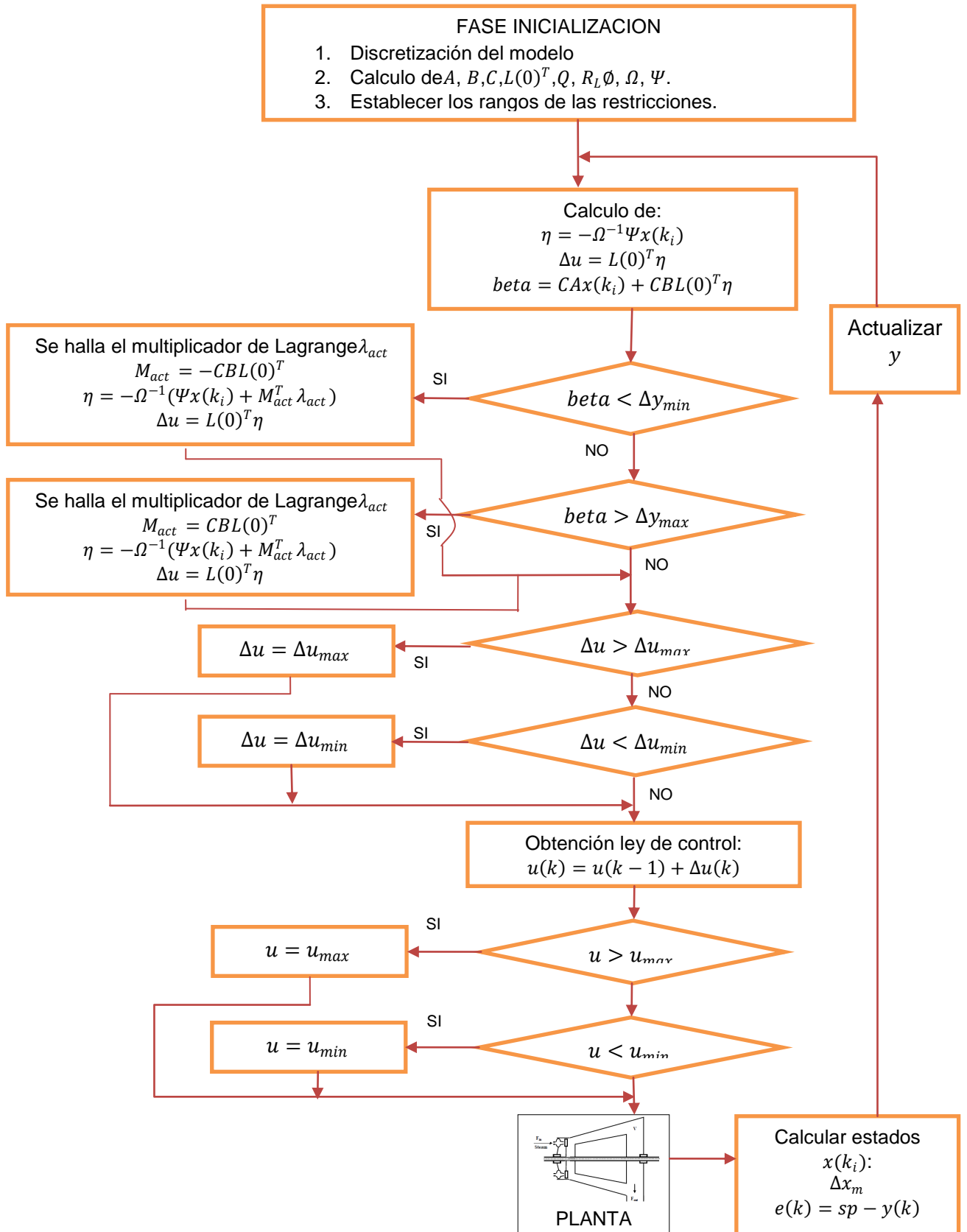
$$\Psi = \begin{bmatrix} 27.3263 & 1058.4748 & 617.24201 & 877.2666 & 29.56302 \\ -14.8431 & -574.9489 & -339.48399 & -517.51101 & -19.2915 \end{bmatrix}$$

Luego, se procede a definir los valores de restricciones del controlador:

$$\text{Restricciones} \begin{cases} \Delta U^{\min} = -5000 \\ \Delta U^{\max} = 5000 \\ U^{\min} = 0 \\ U^{\max} = 100 \\ Y^{\min} = 0 \\ Y^{\max} = 2500 \end{cases}$$

Por último, es necesario disponer de la medición de todo el vector de estado, lo cual no es siempre posible. Por lo tanto, es posible diseñar un observador de estados a partir de las mediciones de las salidas de la planta. Este sistema auxiliar se encargará de estimar las trayectorias del sistema con un error y velocidad de convergencia dados mediante el parámetro de diseño K_e , el cual es conocido como la ganancia de estimación. Por lo que el observador que se diseña para el DMPC es el mismo que ya se ha diseñado para el control LQG, ecuación (4.16).

Figura 25. Diagrama de flujo para la fase de ejecución en el DMPC



Para la fase de ejecución el algoritmo predictivo interactúa con la planta y calcula analíticamente la solución óptima para η a través de la restricciones en diferencia de la variable de control, la variable de control y la variable de salida, se observa un diagrama de flujo de este proceso en la figura 25.

En la figura 26 se observa la respuesta del controlador DMPC frente a los cambios de la señal de referencia desde 0 – 1500 rpm, del comportamiento se deduce un tiempo de establecimiento de 90 segundos donde la señal no posee sobrepaso.

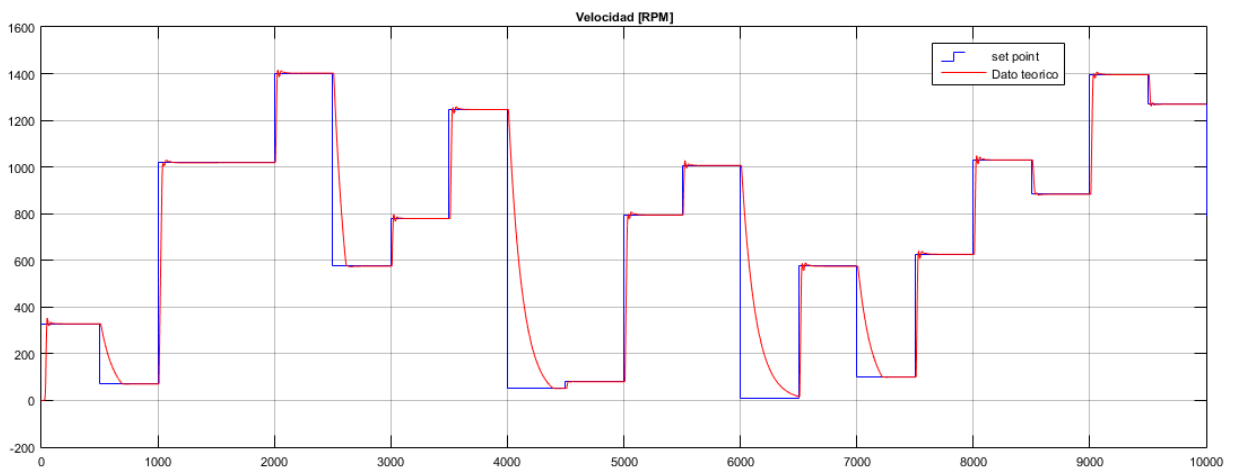


Figura 26. Respuesta teórica de la señal de salida del controlador DMPC

La acción de control frente a los cambios de referencia se puede apreciar en la figura 27, se aprecia que la variable manipulada se mantiene por debajo del 40 % de apertura por los cambios de referencia.

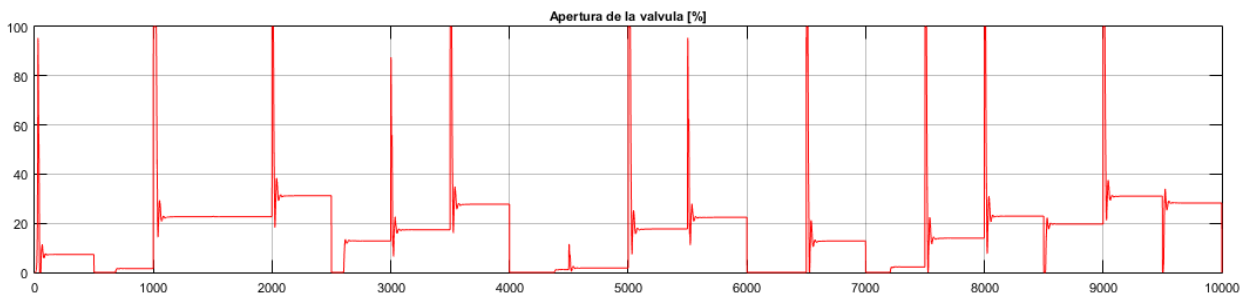


Figura 27. Respuesta teórica de la acción de control del controlador DMPC

En el Anexo 4 se encuentran el algoritmo desarrollado para la implementación del controlador DMPC en el software de control distribuido Delta V.

5 CONTROL AVANZADO DE LA TURBINA DE VAPOR

Un sistema de control distribuido o DCS, es un sistema de control que tiene elementos inteligentes, que se pueden ubicar en distintos niveles de jerarquía, y que no sólo reciben acciones o envían variables de proceso, sino que también ejecutan mandos de operación [2]. Los DCS's se encargan de descentralizar las labores que tendría un controlador principal.

Emerson Delta V, es un sistema DCS que ofrece un software y hardware de control avanzado para plantas industriales. El sistema Delta V se puede implementar tanto en plantas discretas como analógicas, trabajando con diferentes protocolos de comunicación.

Los dispositivos de control se interconectan en forma de una red conectada a un sistema remoto de adquisición de datos (SCADA) que se encarga de la supervisión. Además, el usuario puede ingresar los valores deseados de las variables y realizar el monitoreo del proceso por medio de una Interfaz Humano-Máquina (IHM).

Para las etapas de programación, configuración de instrumentación, diseño de interfaces gráficas, sintonización de lazos y administración del sistema, Delta V cuenta con una diversidad de software, enlazados entre sí, que permiten el cumplimiento de estas funciones. Las herramientas principales del sistema son el Delta V Explorer, Delta V Control Studio, AMS Device Manager, Delta V Operate y Delta V Insight.

5.1 INTERFAZ HMI

Se diseña una interfaz HMI para manipular la turbina a través de las técnicas de control avanzado o manualmente, vista en la figura 28.

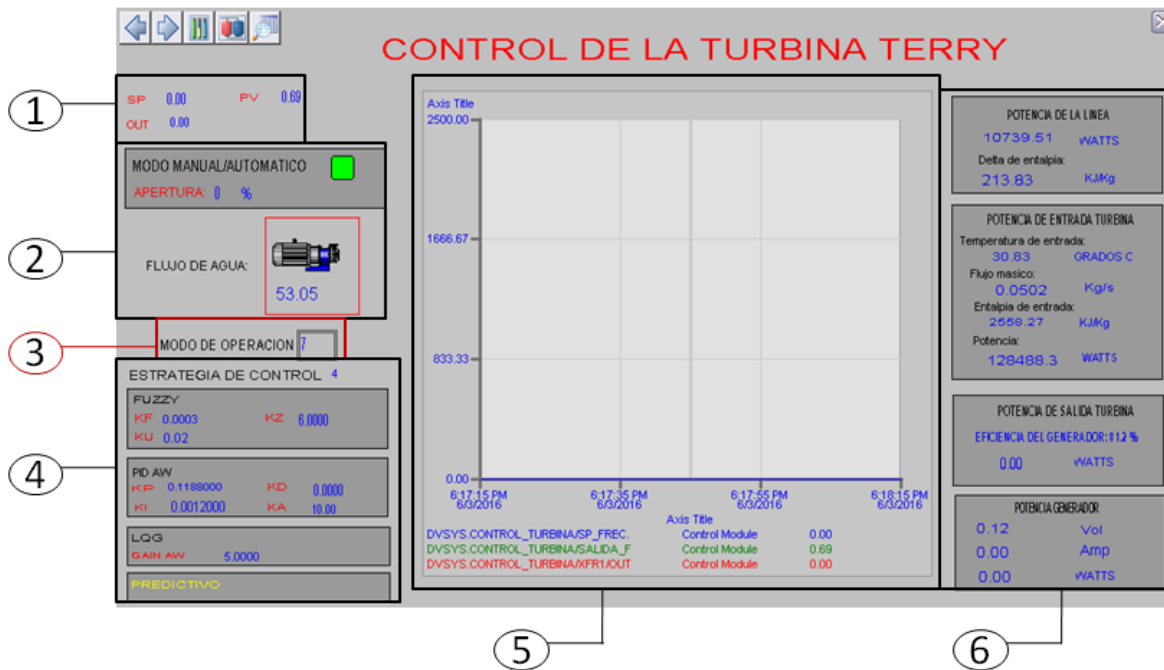


Figura 28. HMI de control para la turbina tipo Terry

Al entrar en la interfaz se necesita habilitar el tablero de control (sección 3), para ello se ingresa el valor de 7 en el modo de operación, ya que el sistema de apertura de la válvula cuenta con opciones de control a través de los módulos ya sea para los intercambiadores o la turbina. En la sección 2, existe la opción de trabajar en modo manual o automático, para trabajar en modo manual se da clic en el botón cuadrado el cual cambiara a color verde, siguiente a eso se podrá variar el porcentaje de apertura de la válvula; para trabajar en modo automático se da clic en el botón cuadrado el cual cambiara a color rojo, en este modo se cierra el lazo y se dirige a utilizar las estrategias de control. También cuenta con el medidor de flujo de agua, que en el caso de la turbina es constante.

Como se aprecia en la figura 28 sección 4, se pueden usar cuatro estrategias de control con sus respectivos números a ingresar en 'estrategia de control: Fuzzy (1), PID (2), LQG (3) y predictivo(4); según la estrategia de control seleccionada el nombre de la misma cambiara de azul a amarillo, confirmando así el controlador a utilizar. Para el PID se da la opción de sintonizar cada una de las constantes proporcional (K_p) – integral (K_i) – derivativa (K_d) y por ultima la ganancia anti-windup (K_a). Para la opción del controlador fuzzy también se pueden sintonizar las cuatro ganancias: proporcional (K_F), derivativa (K_U) e integral (K_Z). Si se escoge la opción de controlador LQG, lo único que se puede variar es la ganancia anti-windup (K_a) ya que el resto de constantes se generan como vectores por lo tanto el proceso de sintonización seria complejo. Por último, se tiene la opción de trabajar con el controlador predictivo, en este no se tiene constantes para ajustar ya que trabaja con matrices, es decir, el proceso de sintonización de cada una de las constantes de las matrices seria complejo. En la sección 1, está el cambio de referencia de las estrategias de control esta la variable SP, la cual genera los cambios según desee el operario; además, cuenta con la lectura de la acción de control (OUT) y de la variable del proceso (VP).

En la sección 5, se crea una gráfica donde se representa la señal de referencia, la señal de la salida y la señal de entrada. La grafica está acotada en el eje Y para trabajar entre los rangos de 0 – 2500 para las tres señales, en el eje X se observa la actualización en el tiempo de las señales.

Por último, la sección 6, en la cual se observa el balance de energía del proceso, es decir, desde el paso del flujo de vapor proveniente de la caldera, hacia la turbina de vapor, está a su vez transmite la energía al generador. En la parte superior derecha se tiene la lectura de las pérdidas de calor en la línea, es decir, desde la caldera a la entrada la turbina, posterior a ello se encuentra la lectura de la potencia de entrada de la turbina, luego de eso se observa la lectura de la potencia de salida de la turbina, por ultimo esta la potencia de salida, es decir, la potencia que ofrece que el generador.

Para hallar la potencia de salida de la turbina se hizo una regresión, es decir, a partir de la potencia entregada por el generador y la eficiencia dada en las especificaciones del fabricante, se estima un valor de potencia de salida de la turbina. Según las especificaciones del fabricante la eficiente es $\eta_{generador} = 81.2\%$.

$$Potencia_{generador} = V \cdot I \quad (5.1)$$

$$Potencia_{out_turbina} = \frac{Potencia_{generador}}{\eta_{generador}} \quad (5.2)$$

Se utiliza el módulo de Delta V para vapor saturado, al cual se le ingresa el valor de temperatura, y a partir de ello entrega el valor de la entalpia. Posteriormente, se realiza un balance de energía para determinar las pérdidas de calor en la línea y la potencia a la entrada de la turbina.

Las pérdidas de calor en la línea, queda definido de la forma:

$$\dot{Q} = \dot{m}(h_2 - h_1) \quad (5.3)$$

La potencia de entrada queda definida de la forma:

$$\dot{W} = -\dot{m} \cdot h_1 \quad (5.4)$$

Donde: \dot{m} – flujo másico; h_1 – entalpia a la salida de la caldera; h_2 – entalpia de entrada de la turbina; \dot{Q} – perdidas de calor; \dot{W} – trabajo.

5.2 VALIDACION DE LAS ESTRATEGIAS DE CONTROL

En general para las estrategias de control se presenta un comportamiento oscilatorio al intentar mantener la señal de referencia, esto se debe a que la presión de la caldera no es constante ya que posee un funcionamiento On-Off, por ello el flujo de vapor tampoco será constante lo que afecta directamente a la variable del proceso ya que la acción de control siempre estará variando, esto genera un rango de oscilaciones o de error en la señal de salida. Debido a eso lo que se busca es observar cual es la estrategia de control responde adecuadamente, es decir, que disminuye el rango de error o de oscilación causado por la presión variable. Finalmente se evalúa la calidad de la respuesta de los controladores a través de los índices de error.

5.2.1 Controlador PID

En la gráfica de velocidad de la figura 29, se observa la respuesta transitoria simulada y la experimental frente a los cambios de referencia, donde la respuesta experimental sigue el comportamiento de la respuesta simulada ante los distintos cambios de referencia, es decir, el tiempo de levantamiento es igual con excepción de que la variable experimental tiene un pequeño sobrepaso, hay que tener en cuenta que el primer escalón tiene un sobrepaso alto debido a que genera una acción de control brusca para vencer la inercia del sistema; ante el tiempo de establecimiento se puede decir que son iguales pero se hace notable que la señal experimental tiene una oscilación de 50 rpm por encima y por debajo del punto de referencia.

En la gráfica de apertura de la válvula de la figura 29, se observa la acción de control teórica con la experimental frente a los cambios de referencia, donde la

señal experimental sigue el comportamiento de la teórica, aunque por los continuos cambios de presión la variable experimental no logra mantenerse constante, ya que el flujo de vapor es directamente proporcional a la presión de entrada. Con respecto al comportamiento de la señal experimental durante las oscilaciones, se puede observar que en la respuesta estable de cada referencia la señal experimental no genera cambios bruscos en el proceso.

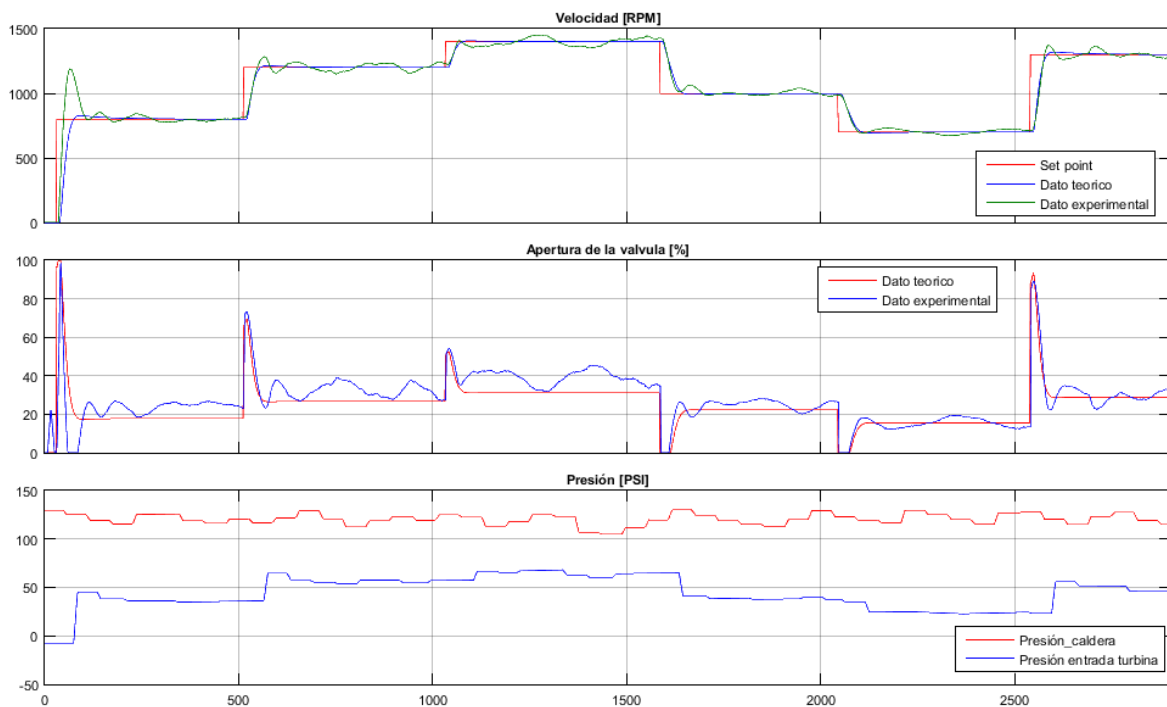


Figura 29. Respuesta del controlador PID frente a cambios de referencia

En la gráfica de presiones de la figura 29, se observa la presión a la salida de la caldera y la presión a la entrada de la turbina, es notable la pérdida de presión entre este proceso. A partir de ello se estima que la perdida esta alrededor de 80 Psi, lo cual se debe a perdidas en la válvulas de la línea. También se observa que el comportamiento de la señal de presión no es estable por lo que no permite asegurar puntos de operación.

En la figura 30 se aprecia el comportamiento de la presión durante los cambios de seguimiento del controlador PID, cabe aclarar que es la misma grafica de presión de entrada de la turbina que se tiene en la figura 29, aunque en la figura 30 se aprecia con gran detalle el comportamiento oscilatorio de la presión. Se observa que al cambiar la señal de referencia, inmediatamente cambia la acción de control, por lo tanto la presión cambia, siguiente a esto la acción de control genera un porcentaje de apertura para mantener la señal de salida en el punto de operación; durante este proceso en estado estable se aprecia que la presión no se mantiene estable, por lo cual genera oscilaciones en la señal de velocidad. Hay que tener en cuenta, que el comportamiento de la presión es el mismo para los otros controladores.

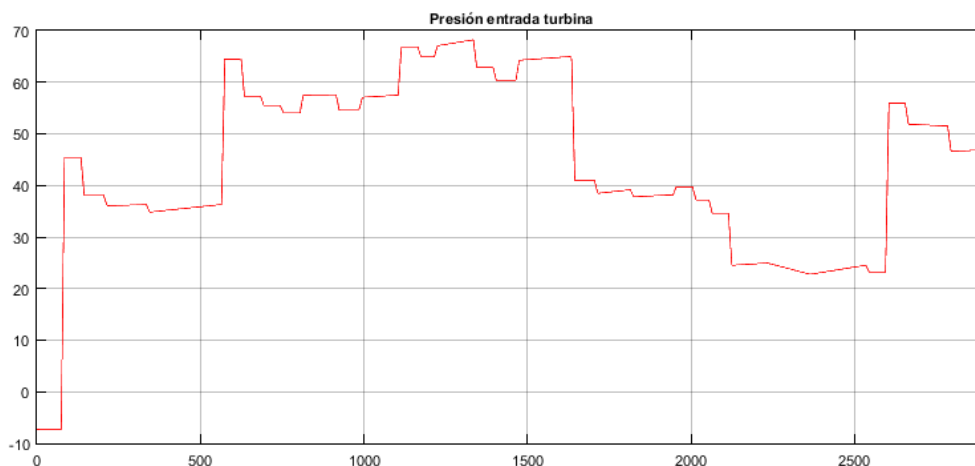


Figura 30. Presión a la entrada de la turbina con controlador PID

En la figura 31 se aprecia la señal experimental de la variable manipuladora y de la variable manipulada, se observa una entrada escalón de 1000 rpm para las dos pruebas de perturbación aplicadas al sistema, la perturbación aplicada consiste en variar 0 -100 % la excitación (resistencia de bobinado de campo) del generador; por lo que se varió inicialmente la resistencia de campo al 60% de excitación, esto se aprecia entre los 400 y 600 segundos donde la velocidad de la turbina tiende a aumentar debido a que se disminuyó la excitación y aun así el sistema después de 60 segundos vuelve a mantener la señal de referencia, cabe destacar que el punto

de operación estable de la acción de control disminuye generando así un menor rango de apertura de la válvula, aproximadamente del 18 % de apertura; luego se varió la carga al 20% de excitación tal y como se observa entre los segundos 800 y 1200 segundos, la señal de salida aumenta 380 RPM sobre el valor de referencia, pero el controlador logra llevar de nuevo la señal de salida al punto de referencia después de 108 segundos, se observa que debido a la poca carga de excitación el rango de operación en estado estable baja al alrededor del 6 % de apertura.

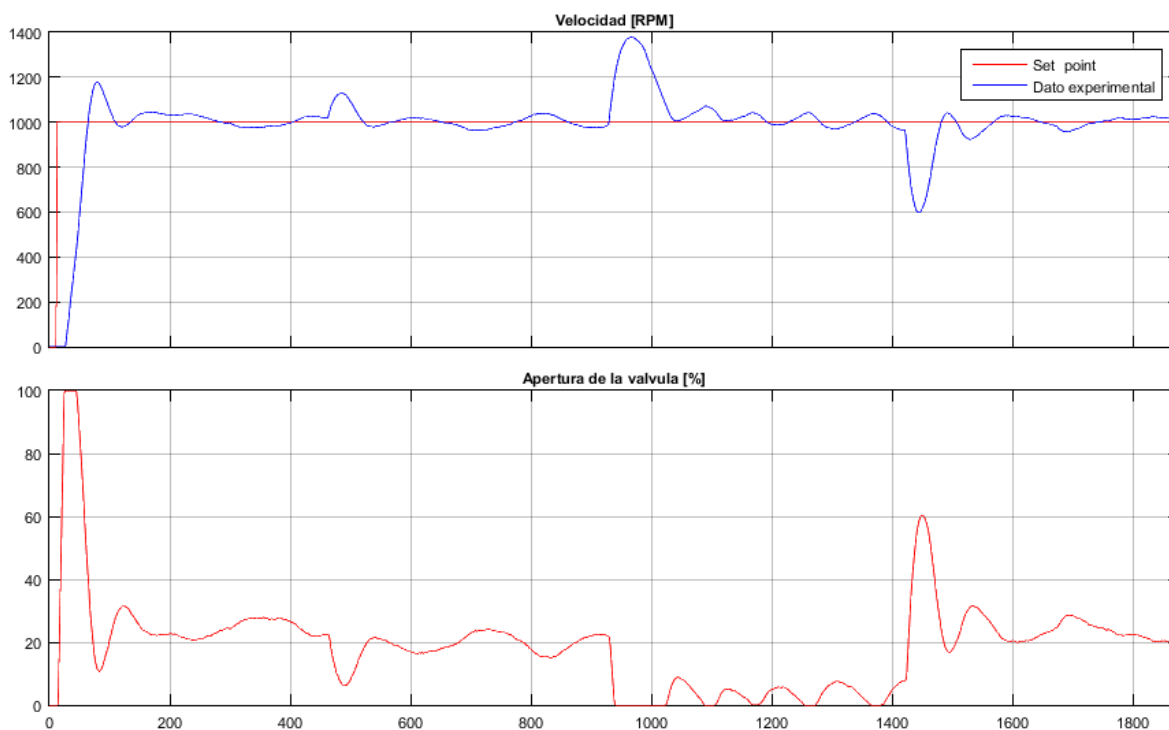


Figura 31. Respuesta del controlador PID frente a perturbaciones

Por último, se llevó la carga al 100% de excitación tal y como se aprecia entre los 1400 y 1600 segundos, a partir de eso la señal de salida experimenta una caída de velocidad de 400 RPM, pero en los siguientes 140 segundos tiene una recuperación completa de la señal de referencia, también se aprecia que no se genera una acción de control brusca debido a que responde con un porcentaje de

apertura no mayor al 60 %, esto hizo que la señal de referencia no tuviese sobrepasos; luego la acción de control vuelve a su valor en estado estable del 25 % de apertura.

5.2.2 Controlador Fuzzy

En la gráfica de velocidad de la figura 32, se observa la respuesta de la variable del proceso tanto experimental como teórica frente a cambios de referencia entre 0-1500 rpm, se aprecia un buen seguimiento por parte de la señal experimental hacia la teórica, con excepción de que los sobrepasos de la señal experimental en algunos rangos de operación son muy elevados con respecto a los teóricos, esto se debe a que la acción de control es brusca y no permite una recuperación adecuada de la señal de salida; en el caso del primer escalón, se tiene en cuenta que el sistema tiene que vencer la inercia, por lo tanto es necesario generar una acción de control brusca, lo que a su vez ocasiona un sobrepaso en la señal de velocidad. El tiempo de levantamiento en ambas señales es igual para la mayoría de los cambios de set-point, la respuesta en estado estable de la señal experimental presenta rangos de oscilación o de error de 35 rpm, donde la causa de estas oscilaciones es debido a los cambios de presión como se había explicado anteriormente.

La señal experimental contra la teórica de la variable manipuladora frente a los cambios de referencia se aprecia en la gráfica de apertura de válvula de la figura 32; se observa un buen seguimiento de la señal experimental hacia la teórica, se presentan oscilaciones en la señal experimental lo que se debe a los continuos cambios de presión. Se puede decir que el controlador genera cambios bruscos en la acción de control y esto sumado a la presión variable del sistema hace que la señal experimental no se mantenga en el rango de operación estable.

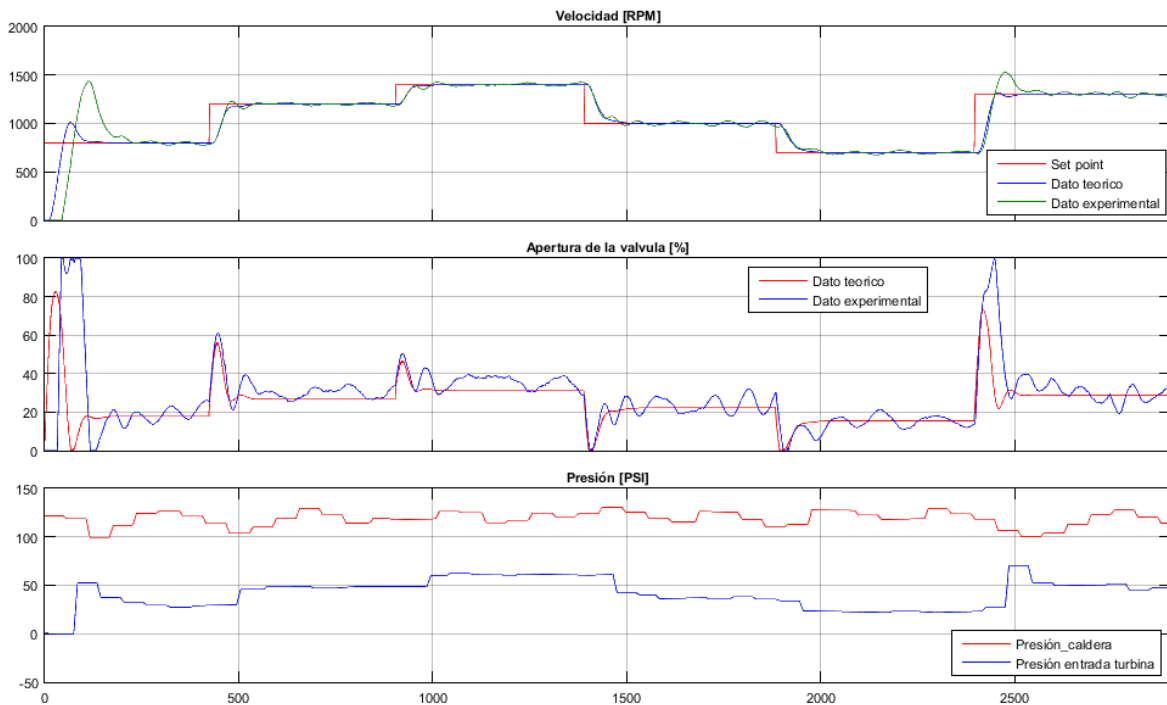


Figura 32. Respuesta del controlador Fuzzy frente a los cambios de referencia

Finalmente, en la figura 32 se observa los cambios de presión entre la salida de la caldera y la entrada de la turbina, es notable que la señal de presión no es constante en ningún punto, además, existen pérdidas de presión entre la caldera y la turbina de aproximadamente 80 Psi, lo que se debe a pérdidas en las válvulas de la línea.

En la figura 33 se aprecia la señal experimental de la variable manipuladora y de la variable manipulada, se observa una entrada escalón de 1000 rpm para las dos pruebas de perturbación aplicadas al sistema, la perturbación aplicada consiste en variar 0 - 100 % la carga de excitación del generador; por lo que se varió inicialmente la carga al 60% de excitación, esto se aprecia entre los 400 y 600 segundos donde la velocidad de la turbina tiende a aumentar debido a que se disminuyó el porcentaje de excitación, luego de ello se aprecia una respuesta rápida por parte del controlador, ya que vuelve al punto de referencia después de 45 segundos, cabe destacar que el punto de operación estable de la acción de control disminuye, aunque este caso se generan oscilaciones entre el 20% – 6 %

de apertura; luego, se varió la carga al 20% de excitación tal y como se observa entre los segundos 800 y 1200, la señal de salida aumenta 480 RPM sobre el punto de referencia, pero el controlador logra llevar de nuevo la señal de salida al punto de referencia después de 190 segundos, se observa que debido a la poca carga de excitación el rango de operación en estado estable es del 8 % de apertura.

Por último, se llevó la carga al 100% de excitación tal y como se aprecia entre los 1400 y 1600 segundos, a partir de eso la señal de salida experimenta una caída de velocidad de 350 RPM, aunque debido a que el controlador tiene una acción de control brusca lo que genera es un aumento brusco de la velocidad, aproximadamente de 700 RPM sobre el punto de referencia, luego de un tiempo de 200 segundos vuelve al punto de operación; cabe destacar que la reacción de la acción de control frente al cambio fue de aproximadamente 90% de apertura, lo que genero un sobrepaso brusco en la señal de salida. Luego del cambio de perturbación, la acción de control vuelve a su rango de estado estable de 20% de apertura.

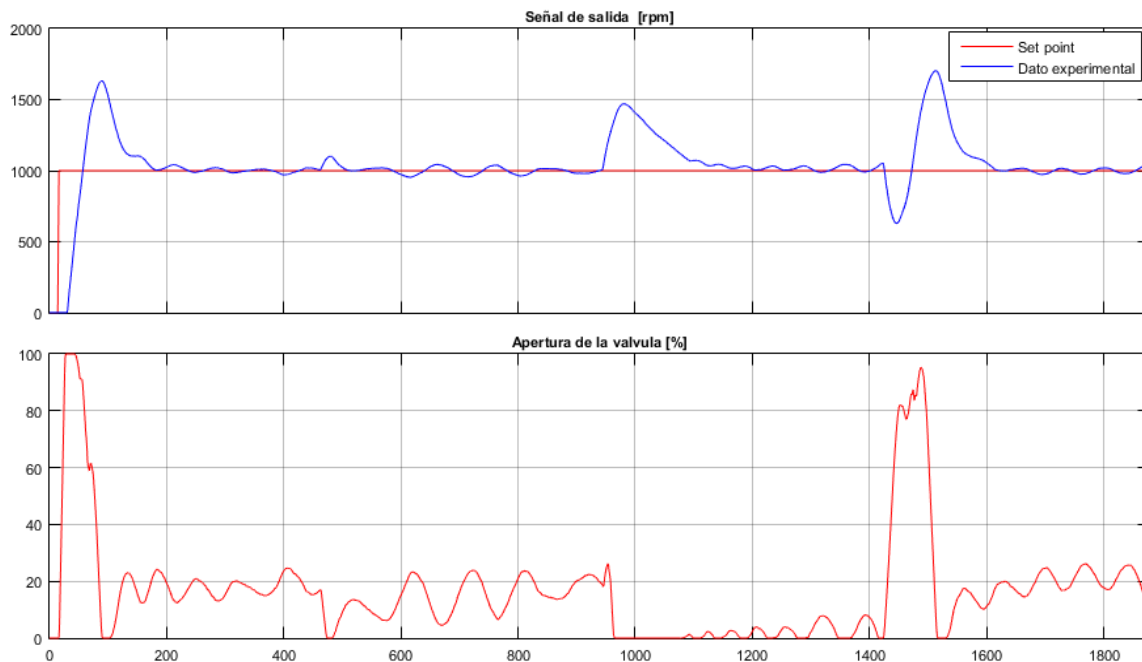


Figura 33. Respuesta del controlador Fuzzy frente a perturbaciones

Al observar el comportamiento del controlador PID frente al fuzzy en último cambio de perturbación, se tiene que el controlador PID dejó que la velocidad cayera 50 RPM más que el Fuzzy, aunque a cambio garantizó un menor tiempo de establecimiento y el sobrepaso que generó fue mínimo. A diferencia del primer cambio de perturbación, en donde el Fuzzy demostró que ante perturbaciones leves tiende a generar una recuperación rápida hacia la señal de referencia.

5.2.3 Controlador LQG

En la gráfica de velocidad de la figura 34, se observa la respuesta de la señal de salida experimental contra la teórica frente a cambios de la señal de referencia entre 0-1500 rpm. La señal experimental tiene un seguimiento notorio hacia la señal teórica, esta observación se deriva del tiempo de levantamiento de la respuesta transitoria y de la respuesta en estado estable, las señales tanto experimental como teórica son iguales en su tiempo de levantamiento, además, la respuesta en estado estable de la señal experimental posee un grado de oscilaciones o de error alrededor de 30 rpm, se tiene en cuenta que las causas de las oscilaciones es por los continuos cambios de presión como se explicaba anteriormente.

En la gráfica de apertura de la válvula presente en la figura 34, se aprecia que la acción de control experimental posee un comportamiento suave frente a los cambios de referencia, aun así, tiene oscilaciones en los rangos de trabajo estable diferenciándola de la señal teórica, a pesar de ello el seguimiento de la señal experimental se adapta al de la señal teórica. Hay que tener en cuenta que las oscilaciones se producen por los cambios de presión que afectan directamente al flujo de vapor en la válvula.

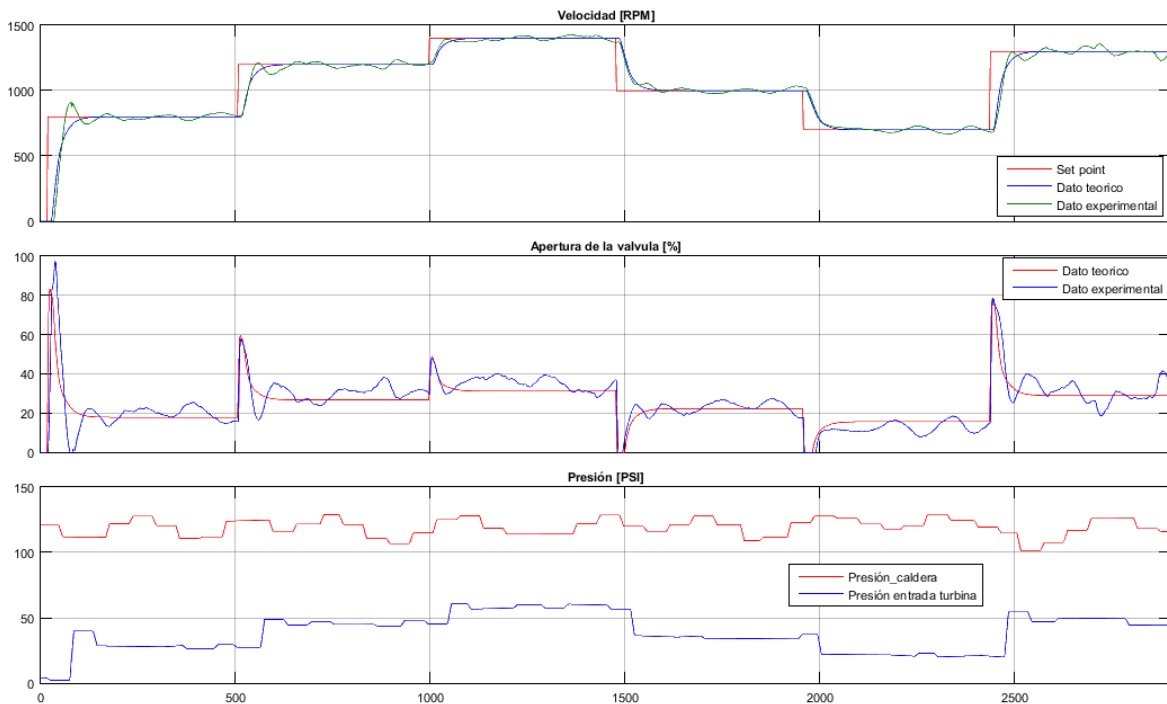


Figura 34. Respuesta del controlador LQG frente a los cambios de referencia

La presión es la causante de no tener un flujo de vapor constante tal como se observa en la figura 34, ya que al no tener la presión constante el controlador actúa de forma que busca mantener esa presión variando la acción de control hasta conseguirlo, por lo que tiende a oscilar. Además, se aprecia una gran pérdida de presión alrededor de 80 Psi entre la salida de la caldera y la entrada de la turbina, esto se debe a pérdidas en las válvulas de la línea.

En la figura 35 se aprecia la señal experimental de la variable manipuladora y de la variable manipulada, se observa una entrada escalón de 1000 rpm para las dos pruebas de perturbación aplicadas al sistema, la perturbación aplicada consiste en variar 0 - 100 % la excitación (resistencia del bobinado de campo) del generador; por lo que se varió inicialmente la carga al 60% de excitación, esto se aprecia entre los 400 y 600 segundos donde la velocidad de la turbina tiende a aumentar debido a que se disminuyó el porcentaje de excitación y aun así el sistema vuelve a mantener la señal de referencia después de 70 segundos, cabe destacar que el punto de operación estable de la acción de control disminuye, es decir, oscila

entre 20 % - 12% apertura de la válvula; luego se varió la carga al 20% de excitación tal y como se observa entre los segundos 800 y 1200, la señal de salida aumenta 380 RPM sobre el punto de referencia, pero el controlador logra llevar de nuevo la señal de salida al punto de referencia después de 100 segundos, se observa que debido a la poca excitación el rango de operación en estado estable baja alrededor del 6 % de apertura.

Por último, se llevó la carga al 100% de excitación tal y como se aprecia entre los 1400 y 1600 segundos, a partir de eso la señal de salida experimenta una caída de velocidad de 350 RPM, por ello la acción de control genero una apertura rápida del 70% de la válvula ocasionando un sobrepaso en la señal de salida alrededor de 220 RPM sobre la señal de referencia, luego de un tiempo de 100 segundos vuelve al punto de operación. Luego de ello la acción de control vuelve a su rango de estado estable de 20% de apertura.

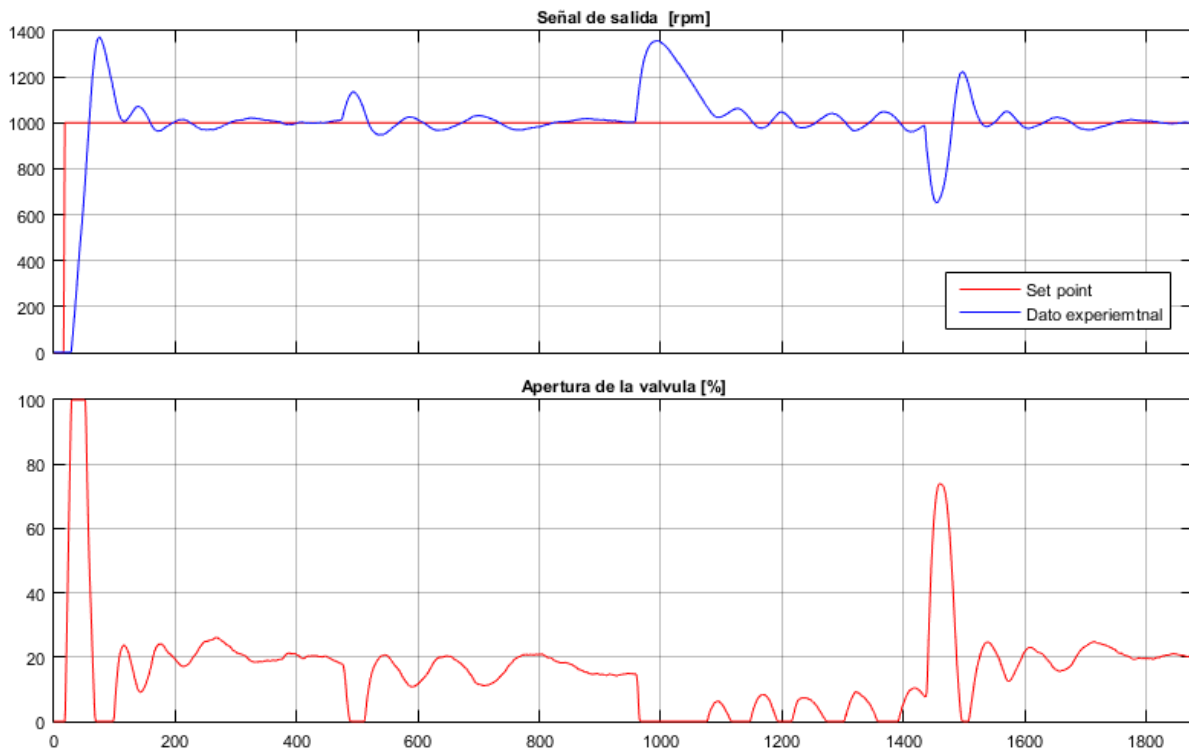


Figura 35. Respuesta del controlador LQG frente a perturbaciones

Cabe destacar que a pesar de que en la última perturbación el controlador LQG reaccionó rápido y con un porcentaje de apertura un poco alto, a cambio generó un menor tiempo de recuperación que los controlador PID y Fuzzy.

5.2.4 Controlador DMPC

En la gráfica de velocidad de la figura 36, se observa la variable manipulada experimental contra la teórica frente a cambios de la señal de referencia entre 0-1500 rpm. Se aprecia que el seguimiento de la señal experimental es muy cercano al de la señal teórica, es decir, el tiempo de levantamiento de la señal experimental es igual que el de la señal simulada, además, la respuesta en estado estable de la señal experimental tiende a seguir a la teórica a pesar de las oscilaciones, las oscilaciones o error en el punto de referencia están alrededor de 22 rpm. Hay que tener en cuenta que las oscilaciones se producen por los constantes cambios de la acción de control que a su vez se debe a que no se tiene un flujo de vapor constante por causa de que la presión es variable, tal y como se había explicada anteriormente.

Se observa en la apertura de la válvula de la figura 36, que la acción de control experimental tiene un comportamiento brusco frente a los cambios de la señal de referencia, esto se debe a los continuos cambios de presión y a que el controlador reacciona rápidamente ante el error en estado estable. Se aprecia que a pesar de las oscilaciones la señal experimental tiende a seguir la señal teórica tal y como se aprecia en los cambios de la señal de referencia y en las oscilaciones alrededor del punto de operación de la respuesta en estado estable de la señal simulada. Es importante resaltar que el control DMPC es el que presenta el comportamiento con más oscilación de la acción de control en comparación a los otros tres controladores, aunque a su vez, es el que presenta menor rango de error en estado estable en comparación a los demás controladores.

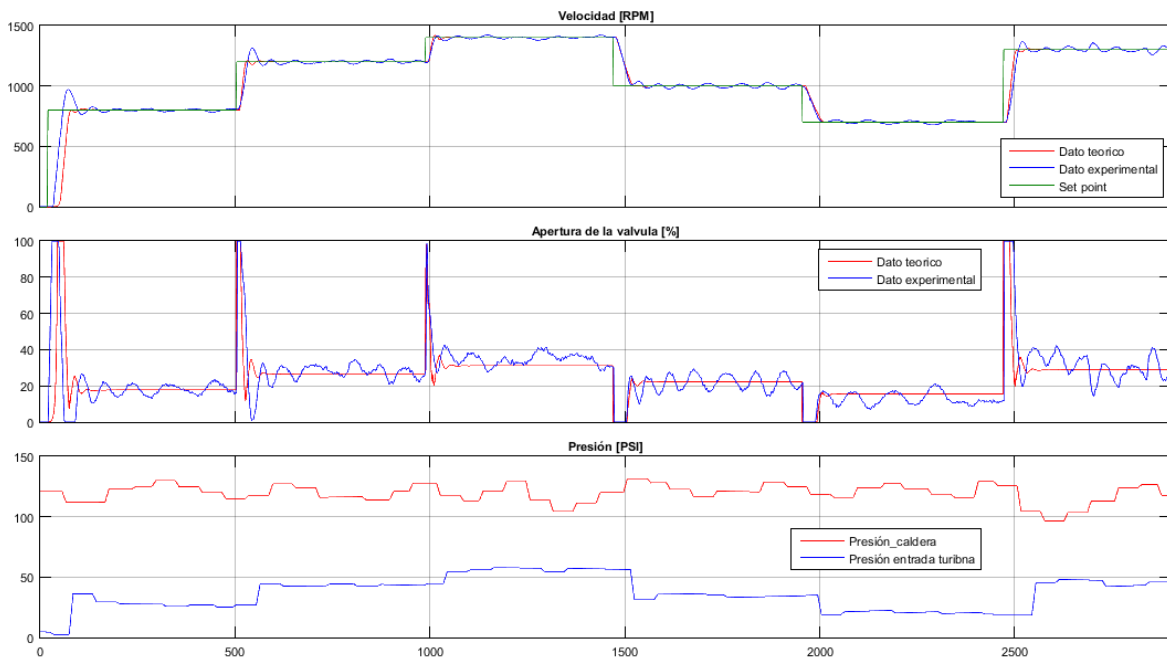


Figura 36. Respuesta del controlador predictivo frente a cambios de referencia

Los cambios de presión afectan directamente la señal de salida, ya que la acción de control no podrá ser constante mientras el flujo de vapor varíe continuamente tal y como se observa en la figura 36. También se aprecia una gran caída de presión desde la salida de la caldera hasta la entrada de la turbina, la caída de presión esta alrededor de 80 Psi, se debe a pérdidas en las válvulas de la línea.

En la figura 37 se aprecia la señal experimental de la variable manipuladora y de la variable manipulada, se observa una entrada escalón de 1000 rpm para las dos pruebas de perturbación aplicadas al sistema, la perturbación aplicada consiste en variar 0 - 100 % la excitación (resistencia del bobinado de campo) del generador; por lo que se varió inicialmente al 60% de excitación, esto se aprecia entre los 400 y 600 segundos donde la velocidad de la turbina no aumenta considerablemente (90 RPM) ya que el controlador reacciona rápidamente y en los siguientes 40 segundos lleva la señal de salida al punto de referencia, cabe destacar que el punto de operación estable de la acción de control disminuye generando así un menor rango oscilación de apertura de la válvula, de alrededor del 22% al 12% ; luego se varió la carga al 20% de excitación tal y como se observa entre los

segundos 800 y 1200, la señal de salida tiende a aumentar la velocidad alrededor de 380 rpm pero el controlador logra llevar de nuevo la señal de salida al punto de referencia después de 150 segundos, se observa que debido a la poca excitación, el rango de operación en esta estable baja al alrededor del 8 % de apertura.



Figura 37. Respuesta del controlador predictivo frente a perturbaciones

Por último se llevó la carga al 100% de excitación tal y como se aprecia entre los 1400 y 1600 segundos, a partir de eso la señal de salida experimenta una caída de velocidad de 280 RPM, por ello la acción de control genero una apertura rápida de la válvula del 100% ocasionando un sobrepaso en la señal de salida de 220 RPM sobre la señal de referencia, luego de un tiempo de 80 segundos vuelve al punto de operación. Luego de ello la acción de control vuelve a su rango de estado estable de 20% de apertura.

Finalmente, se tiene que el controlador con mejor tiempo de recuperación en la primera y última prueba de perturbación ha sido el DMPC, ya que su reacción rápida le permite llevar en menor tiempo la señal de velocidad al punto de referencia, aunque eso implique generar un poco de sobrepaso.

5.3 INDICES DE ERROR

Los índices de comportamiento se definen como un valor que sirve como parámetro para evaluar la calidad de la respuesta de un sistema ante una entrada. Así, la definición del controlador óptimo dependerá del mejor índice de comportamiento que se pueda lograr, donde el mejor índice será el que tenga el mínimo criterio, es decir, el mínimo rango de error. Para esta prueba se aplicaron cuatro índices de desempeño:

- Integral del error absoluto (IAE) que está dada por la ecuación:

$$IAE = \int_0^{\infty} |e(t)| dt \quad (5.5)$$

- Integral del error cuadrático (ISE) que está dado por la ecuación:

$$ISE = \int_0^{\infty} e(t)^2 dt \quad (5.6)$$

- Integral del tiempo por el error absoluto (ITAE) que está dado por la ecuación:

$$ITAE = \int_0^{\infty} t|e(t)| dt \quad (5.7)$$

- Integral del tiempo por el error cuadrático (ITSE) que está dado por la ecuación:

$$ITSE = \int_0^{\infty} t \cdot e(t)^2 dt \quad (5.8)$$

En la tabla 8 se presentan los resultados de los controladores frente a los cambios de la señal de referencia, expuestas anteriormente en las señales de las graficas 29, 32, 34 y 36.

Tabla 8. Índices de error para las señales de seguimiento en los controladores

	ISE	ITSE	ITAE	IAE
PID	2.547e+07	2.97e+10	1.547e+08	1.194e+05
Fuzzy	7.648e+07	4.778e+10	1.853e+08	1.922e+05
LQG	3.59e+07	3.595e+10	1.625e+08	1.217e+05
Predictivo	3.021e+07	2.865e+10	1.232e+08	1.002e+05

En la tabla 9 se presentan los resultados de los controladores frente a los índices de error ante perturbaciones en una entrada escalón, expuestos anteriormente en las señales de las graficas 31, 33, 35 y 37.

Tabla 9. Índices de error para las señales de perturbación de los controladores

	ISE	ITSE	ITAE	IAE
PID	4.21e+07	1.625e+10	8.338e+07	1.171e+05
Fuzzy	7.459e+07	5.107e+10	1.491e+08	1.803e+05
LQG	3.786e+07	1.55e+10	8.31e+07	1.148e+05
Predictivo	3.988e+07	1.403e+10	7.556e+07	1.039e+05

Según los índices de error tanto de seguimiento como los de perturbación, se deduce que la mejor estrategia de control es el control predictivo ya que presenta menores criterios de error en comparación a los otros controladores.

6 CONCLUSIONES Y OBSERVACIONES

- Al realizar el modelo matemático de la planta se tuvo en cuenta todas las funciones y los parámetros correspondientes al modelo caja blanca del generador y la función de primer orden de la turbina, debido a ello el modelo representa bien la dinámica del proceso, pero no se incluyen las variaciones de presión lo cual es un trabajo a futuro que se debe plantear para obtener un modelo robusto incluyendo las variables del modelo y las variables de perturbación. Aunque la aproximación de primer orden de la turbina y la aproximación de la válvula generan respuestas transitorias adecuadas en la planta, se debería profundizar en un modelo que represente con más fidelidad el comportamiento de estos dos elementos.
- Las estrategias de control respondieron adecuadamente ante los cambios de referencia, aunque en algunos cambios de referencia se apreció un comportamiento brusco por parte de señal de salida generando así sobrepasos notorios, lo cual no estaba contemplado en el modelo teórico, esto se aprecia en la primera entrada escalón de cada controlador y se debe a que el comportamiento de la acción de control en un principio es fuerte ya que intenta vencer la inercia del sistema.
- El controlador adecuado a la dinámica del sistema se precisó a través de los índices de error, de los cuales se determinó que el controlador con menor error ante una entrada escalón es el control predictivo, además, se destaca que este controlador tiende a reaccionar rápidamente ante el error

en estado estable, por lo que disminuyó el rango de oscilaciones de la señal de salida generadas por la presión variable del proceso.

- Existen pérdidas grandes de potencia entre la entrada y salida de la turbina, ya que se estimó una potencia de entrada en el orden de los Kilowatts y una potencia de salida de la turbina del orden de los watts, por lo que la eficiencia presente en la turbina es muy baja, debido a esto se recomienda hacer un mantenimiento con el fin de disminuir las pérdidas de potencia.
- Se presentó una metodología para implementar técnicas de control avanzado a través del software Delta V, ya que con excepción al control PID no se tiene los modelos matemáticos establecidos en los módulos de los controladores del DCS, esto a su vez complica al pasar del diseño a la implementación del controlador; por lo que se trabajó con los bloques de cálculo de Control Studio, ya que permite implementar los algoritmos de las estrategias de control sin depender de los módulos.

7 BIBLIOGRAFÍAS

[1] *Mathematical modelling and simulation of the behaviour of the steam turbine*. Mircea Dulau, Dorin Bica. 2014. s.l. : Elsevier, 2014.

[2] OsorioHernandez, Juan Elam Osorio. 2014. *automatización del proceso de generación de vapor en la planta piloto de la universidad autonoma de bucaramanga a través de un sistema de control distribuido delta v*. Bucaramanga : s.n., 2014.

[3] Sequera, Víctor Antonio Lapadula. 2014. *Estudio comparativo sobre la aplicación de los algoritmos PSO y SQP en la optimización de pórticos planos de concreto armado* . Bogotá : s.n., 2014.

[4] Vergara, Guadalupe María Vizcaíno. 2006. *Automatización del proceso de diseño de un circuito electrónico con la herramienta MATLAB y el simulador de circuitos SPECTRE*. Sevilla : s.n., 2006.

[5] Ogata, Katsuhiko. *Sistemas de control en tiempo discreto*. s.l. : Prentice Hall. Segunda edición, pag 114.

[6] Leonardo J. Marín, Víctor M. Alfaro. 2007. *Sintonización de controladores por ubicación de polos y ceros*. San Jose, Costa Rica : IEEE CONESCAPAN XXVI, 2007.

[7] Gómez, Raúl Sánchez. *Trabajo optativo - Logica difusa*. Madrid : s.n.

[8] Cruz, Pedro Ponce. 2010. *Inteligencia artificial* . s.l. : Alfaomega, 2010.

[9] *Diseño de controladores LQR/LQG para su aplicación en sistemas de pilas de combustible tipo PEM*. Ali Niknezhadi, Cristian Kunusch, Carlos Ocampo-Martínez. 2010. Barcelona, España : s.n., 2010.

[10] Ogata, Katsuhiko. *Modern Control Engineering*. s.l. : Pearson. Fifth edition, pag 722.

[11] Wang, Liuping. 2009. *Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB*. Melbourne, Australia : Springer, 2009.

[12] Solórzano, Ricardo Maroto. 2007. *Ecuaciones para la sintonización de controladores PID con acción derivativa aplicada a la señal realimentada*. Ciudad Universitaria Rodrigo Facio : s.n., 2007.

ANEXO 1. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL PID

A continuación se muestra el código empleado para el controlador PID con anti-windup.

```
En:='IN1.CV' - 'IN2.CV';
AP :='IN3.CV' *En;
Ad :='IN5.CV' *(En-En_1);
I :=En+ In_1 - 'IN6.CV'*Delta_u;
AI :='IN4.CV'*I;
U :=AP+Ad+AI;

IF (U>= 100) THEN
'OUT1.CV':= 100;
END_IF;

IF (U<=0) THEN
'OUT1.CV':= 0;
END_IF;

IF (U>0) AND (U<100) THEN
'OUT1.CV':= U;
END_IF;

En_1 := En;
In_1 := I;
Delta_u:= U-'OUT1.CV';
```

Parámetro	Descripción
IN1.CV	Punto de referencia
IN2.CV	Variable del proceso
IN3.CV	constante proporcional
IN4.CV	constante integral
IN5.CV	constante derivativa
IN6.CV	constante anti-windup
OUT1.CV	acción de control

ANEXO 2. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL FUZZY

A continuación se muestra el código empleado para el controlador Fuzzy tipo Sugeno.

```
ERROR := 'IN1.CV' - 'IN2.CV';
E := ERROR*'IN3.CV';

IF (E > 1) THEN
E := 1;
END_IF;

IF (E < -1) THEN
E := -1;
END_IF;

RE := (ERROR - ERROR_1)* 'IN4.CV';

IF (RE > 1) THEN
RE := 1;
END_IF;

IF (RE < -1) THEN
RE := -1;
END_IF;

%Señal Error
IF (E>=-1) AND (E<=-0.6) THEN
EN :=1;
END_IF;
IF (E>-0.6) AND (E<=-0.3) THEN
EN := (-10/3)*E-1;
END_IF;
if (E>-0.3) AND (E<=1) THEN
EN:=0;
END_IF;

IF (E>=-1) AND (E<=-0.6) THEN
ELN:=0;
END_IF;
IF (E>-0.6) AND (E<=-0.3) THEN
ELN:=(10/3*E)+2;
END_IF;
IF (E>-0.3) AND (E<=0) THEN
ELN:=-10/3*E;
END_IF;
if (E>0) AND (E<=1) THEN
ELN:=0;
```

```

END_IF;

IF (E>=-1) AND (E<=-0.3) THEN
EZ:=0;
END_IF;
IF (E>-0.3) AND (E<=0) THEN
EZ:=(10/3*E)+1;
END_IF;
IF (E>0) AND (E<=0.3) THEN
EZ:=(-10/3*E)+1;
END_IF;
IF (E>0.3) AND (E<=1) THEN
EZ:=0;
END_IF;

IF (E>=-1) AND (E<=0) THEN
ELP:=0;
END_IF;
IF (E>0) AND (E<=0.3) THEN
ELP:=10/3*E;
END_IF;
IF (E>0.3) AND (E<=0.6) THEN
ELP:=(-10/3*E)+2;
END_IF;
IF (E>0.6) AND (E<=1) THEN
ELP:=0;
END_IF;

IF (E>=-1) AND (E<=0.3) THEN
EP:=0;
END_IF;
IF (E>0.3) AND (E<=0.6) THEN
EP:=(10/3*E)-1;
END_IF;
IF (E>0.6) AND (E<=1) THEN
EP:=1;
END_IF;
%----- RAZON DEL ERROR -----

IF (RE>=-1) AND (RE<=-0.6) THEN
RN:=1;
END_IF;
IF (RE>-0.6) AND (RE<=-0.3) THEN
RN := (-10/3)*RE-1;
END_IF;
IF (RE>-0.3) AND (RE<=1) THEN
RN:=0;
END_IF;

IF (RE>=-1) AND (RE<=-0.6) THEN
RLN:=0;
END_IF;
IF (RE>-0.6) AND (RE<=-0.3) THEN
RLN:=(10/3*RE)+2;

```



```

END_IF;
IF (RE>-0.3) AND (RE<=0) THEN
RLN:=-10/3*RE;
END_IF;
IF (RE>0) AND (RE<=1) THEN
RLN:=0;
END_IF;

IF (RE>=-1) AND (RE<=-0.3) THEN
RZ:=0;
END_IF;
IF (RE>-0.3) AND (RE<=0) THEN
RZ:=(10/3*RE)+1;
END_IF;
IF (RE>0) AND (RE<=0.3) THEN
RZ:=(-10/3*RE)+1;
END_IF;
IF (RE>0.3) AND (RE<=1) THEN
RZ:=0;
END_IF;

IF (RE>=-1) AND (RE<=0) THEN
RLP:=0;
END_IF;
IF (RE>0) AND (RE<=0.3) THEN
RLP:=-10/3*RE;
END_IF;
IF (RE>0.3) AND (RE<=0.6) THEN
RLP:=(-10/3*RE)+2;
END_IF;
IF (RE>0.6) AND (RE<=1) THEN
RLP:=0;
END_IF;

IF (RE>=-1) AND (RE<=0.3) THEN
RP:=0;
END_IF;
IF (RE>0.3) AND (RE<=0.6) THEN
RP:=(10/3*RE)-1;
END_IF;
IF (RE>0.6) AND (RE<=1) THEN
RP:=1;
END_IF;

%----Pesos----
w1:=EN;
w2:=EP;

w3:=ELN*RN;
w4:=ELN*RLN;
w5:=ELN*RZ;
w6:=ELN*RLP;
w7:=ELN*RP;

```

```

w8:=EZ*RN;
w9:=EZ*RLN;
w10:=EZ*RZ;
w11:=EZ*RLP;
w12:=EZ*RP;

w13:=ELP*RN;
w14:=ELP*RLN;
w15:=ELP*RZ;
w16:=ELP*RLP;
w17:=ELP*RP;

%----Funciones de salida----
z1:=-1; % Uneg
z2:=-0.5; % ULneg
z3:=0; % z
z4:=0.5; % ULpos
z5:=1; % Upos
%-----
F:=(w1*z1+w2*z5+w3*z1+w4*z1+w5*z1+...
w6*z2+w7*z2+w8*z2+w9*z2+w10*z3+...
w11*z4+w12*z4+w13*z4+w14*z4+w15*z5+...
w16*z5+w17*z5);

AR := (F*'IN5.CV') + AR_1;

IF (AR> 100) THEN
AR := 100;
END_IF;

IF (AR < 0) THEN
AR := 0;
END_IF;

ERROR_1 := ERROR;
AR_1 := AR;

'OUT1.CV' := AR;

```

Parámetro	Descripción
IN1.CV	Punto de referencia
IN2.CV	Variable del proceso
IN3.CV	Constante proporcional
IN4.CV	Constante derivativa
IN5.CV	Constante integral
OUT1.CV	Acción de control

ANEXO 3. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL LQG

A continuación se muestra el código empleado para el controlador LQG. Se tiene en cuenta que el software Delta V no cuenta con la librería para trabajar con matrices, por lo tanto, se debe introducir el valor y la posición de cada matriz para realizar las operaciones según correspondan.

`% Constantes`

```
Lk1 := 0.000000883112920;
Lk2 := -0.000027284025090;
Lk3 := -0.000841904357375;
Lk4 := 0.027023853976803;

C11 := 0;
C12 := -0.002851532148407;
C13 := -1.766304285510015;
C14 := 1.570189070189070;

G111 := -0.000117820142192;
G112 := -0.004559582995309;
G113 := -0.000102324220974;
G114 := -0.000003111125161;
G121 := 0.001424750217939;
G122 := 0.055065754471600;
G123 := -0.042968808130811;
G124 := -0.001370960536297;
G131 := 0.039239748922132;
G132 := 1.519927110575891;
G133 := 0.880884212653109;
G134 := -0.003809791910887;
G141 := 0.006815261730318;
G142 := 0.264122711171616;
G143 := 0.238425743758800;
G144 := 0.999629469118798;

H11 := 0.000089046888621;
H12 := 0.039239748922129;
H13 := 0.109044187685078;
H14 := 0.010605366356128;

Ki := 0.037269320957929;

Kest11 := 0.061111118250353;
Kest12 := 2.367096465276776;
Kest13 := 1.369298454820132;
```

```

Kest14 := 1.786684659282690;
% -----
En:='IN1.CV' - 'IN2.CV';
Vk:= En + Vk_1 - 'IN3.CV'*Delta_U;
U := Ki*Vk - (Kest11*Xest1_1 + Kest12*Xest2_1 + Kest13*Xest3_1 +
Kest14*Xest4_1);

IF (U>=100) THEN
'OUT1.CV':= 100;
END_IF;
IF (U<=0) THEN
'OUT1.CV':= 0;
END_IF;
IF (U>0) AND (U<100) THEN
'OUT1.CV':= U;
END_IF;

Xest1 := 'IN2.CV'*Lk1 + 'OUT1.CV'*Hl1 + (Xest1_1*(Gl11-Lk1*C11)) +
(Xest2_1*(Gl12-Lk1*C12)) + (Xest3_1*(Gl13-Lk1*C13)) + (Xest4_1*(Gl14-
Lk1*C14));
Xest2 := 'IN2.CV'*Lk2 + 'OUT1.CV'*Hl2 + (Xest1_1*(Gl21-Lk2*C11)) +
(Xest2_1*(Gl22-Lk2*C12)) + (Xest3_1*(Gl23-Lk2*C13)) + (Xest4_1*(Gl24-
Lk2*C14));
Xest3 := 'IN2.CV'*Lk3 + 'OUT1.CV'*Hl3 + (Xest1_1*(Gl31-Lk3*C11)) +
(Xest2_1*(Gl32-Lk3*C12)) + (Xest3_1*(Gl33-Lk3*C13)) + (Xest4_1*(Gl34-
Lk3*C14));
Xest4 := 'IN2.CV'*Lk4 + 'OUT1.CV'*Hl4 + (Xest1_1*(Gl41-Lk4*C11)) +
(Xest2_1*(Gl42-Lk4*C12)) + (Xest3_1*(Gl43-Lk4*C13)) + (Xest4_1*(Gl44-
Lk4*C14));

Vk_1 := Vk;
Delta_Un:= U - 'OUT1.CV';
Xest1_1 := Xest1;
Xest2_1 := Xest2;
Xest3_1 := Xest3;
Xest4_1 := Xest4;

```

Parámetro	Descripción
IN1.CV	Punto de referencia
IN2.CV	Variable del proceso
IN3.CV	Constante anti-windup
OUT1.CV	Acción de control

ANEXO 4. IMPLEMENTACION EN DELTA V DEL CONTROL DMPC

A continuación se muestra el código empleado para el controlador DMPC. Se tiene en cuenta que el software Delta V no cuenta con la librería para trabajar con matrices, por lo tanto, se debe introducir el valor y la posición de cada matriz para realizar las operaciones según correspondan.

```
% CONSTANTES
```

```
% Constantes del observador
```

```
Lk1 := 0.000000375939704;  
Lk2 := -0.000011292109725;  
Lk3 := -0.000514646552772;  
Lk4 := 0.016179699817960;
```

```
C11 := 0;  
C12 := -0.002851532148407;  
C13 := -1.766304285510015;  
C14 := 1.570189070189070;
```

```
G111 := -0.000117820142192;  
G112 := -0.004559582995309;  
G113 := -0.000102324220974;  
G114 := -0.000003111125161;  
G121 := 0.001424750217939;  
G122 := 0.055065754471600;  
G123 := -0.042968808130811;  
G124 := -0.001370960536297;  
G131 := 0.039239748922132;  
G132 := 1.519927110575891;  
G133 := 0.880884212653109;  
G134 := -0.003809791910887;  
G141 := 0.006815261730318;  
G142 := 0.264122711171616;  
G143 := 0.238425743758800;  
G144 := 0.999629469118798;
```

```
H11 := 0.000089046888621;  
H12 := 0.039239748922129;  
H13 := 0.109044187685078;  
H14 := 0.010605366356128;
```

```
% Constantes del control predictivo
```

```
Omegainv11 := 0.053465803053377;
```

```

Omegainv12 := 0.096566809567054;
Omegainv21 := 0.096566809567054;
Omegainv22 := 0.195571568965135;

```

```

Psi11 := 27.326344569651;
Psi12 := 1058.474843089739;
Psi13 := 617.242015969105;
Psi14 := 877.266602276335;
Psi15 := 29.563025206252;
Psi21 := -14.843117399088;
Psi22 := -574.948909404935;
Psi23 := -339.483997082623;
Psi24 := -517.511019882469;
Psi25 := -19.291504423137;

```

```

L0t11 := 0.435889894354067;
L0t12 := -0.392300904918661;

```

```

M_act11 := -0.0767;
M_act12 := 0.0691;

```

```

E11 := -0.058612149925125;
E12 := -2.270088196571790;
E13 := -1.181413536007698;
E14 := 1.576340427766295;
E15 := 1.000000000000000;

```

```

% Limites del control predictivo

```

```

u_min:=0;
u_max:=100;
deltau_min:=-5000;
deltau_max:=5000;
y_min:=0;
y_max:=2500;
y_bar_min:=y_min-'IN1.CV';
y_bar_max:=y_max-'IN1.CV';

```

```

% -----Observador

```

```

Xest1 :='IN2.CV'*Lk1 + u1*Hl1 + (Xest1_1*(Gl11-Lk1*C11)) +
(Xest2_1*(Gl12-Lk1*C12)) + (Xest3_1*(Gl13-Lk1*C13)) + (Xest4_1*(Gl14-
Lk1*C14));
Xest2 :='IN2.CV'*Lk2 + u1*Hl2 + (Xest1_1*(Gl21-Lk2*C11)) +
(Xest2_1*(Gl22-Lk2*C12)) + (Xest3_1*(Gl23-Lk2*C13)) + (Xest4_1*(Gl24-
Lk2*C14));
Xest3 :='IN2.CV'*Lk3 + u1*Hl3 + (Xest1_1*(Gl31-Lk3*C11)) +
(Xest2_1*(Gl32-Lk3*C12)) + (Xest3_1*(Gl33-Lk3*C13)) + (Xest4_1*(Gl34-
Lk3*C14));
Xest4 :='IN2.CV'*Lk4 + u1*Hl4 + (Xest1_1*(Gl41-Lk4*C11)) +
(Xest2_1*(Gl42-Lk4*C12)) + (Xest3_1*(Gl43-Lk4*C13)) + (Xest4_1*(Gl44-
Lk4*C14));

```

```

Xf11 := Xest1-Xest1_1;
Xf21 := Xest2-Xest2_1;
Xf31 := Xest3 - Xest3_1;

```

```
Xf41 := Xest4 - Xest4_1;
Xf51 := 'IN2.CV'-'IN1.CV';
```

```
%----- CONTROL PREDICTIVO
```

```
eta11 := - Xf11*(Omegainv11*Psi11 + Omegainv12*Psi21) -
Xf21*(Omegainv11*Psi12 + Omegainv12*Psi22) - Xf31*(Omegainv11*Psi13 +
Omegainv12*Psi23) - Xf41*(Omegainv11*Psi14 + Omegainv12*Psi24) -
Xf51*(Omegainv11*Psi15 + Omegainv12*Psi25);
eta21 := - Xf11*(Omegainv21*Psi11 + Omegainv22*Psi21) -
Xf21*(Omegainv21*Psi12 + Omegainv22*Psi22) - Xf31*(Omegainv21*Psi13 +
Omegainv22*Psi23) - Xf41*(Omegainv21*Psi14 + Omegainv22*Psi24) -
Xf51*(Omegainv21*Psi15 + Omegainv22*Psi25);
```

```
deltau:= L0t11*eta11 + L0t12*eta21;
beta:=M_act11*eta11 + M_act12*eta21 + E11*Xf11 + E12*Xf21 + E13*Xf31 +
E14*Xf41 + E15*Xf51;
```

```
IF (beta<y_bar_min) THEN
M_act11_1:=-M_act11;
M_act12_1:=-M_act12;
Lambda:= -(E11*Xf11 - M_act11_1*eta11 - M_act12_1*eta21 - y_bar_min +
E12*Xf21 + E13*Xf31 + E14*Xf41 +
E15*Xf51)/(M_act11_1*(M_act11_1*Omegainv11 + M_act12_1*Omegainv21) +
M_act12_1*(M_act11_1*Omegainv12 + M_act12_1*Omegainv22));
eta11 := - Omegainv11*(Psi11*Xf11 + Psi12*Xf21 + Psi13*Xf31 + Psi14*Xf41
+ Psi15*Xf51 + M_act11_1*lambda) - Omegainv12*(Psi21*Xf11 + Psi22*Xf21 +
Psi23*Xf31 + Psi24*Xf41 + Psi25*Xf51 + M_act12_1*lambda);
eta21 := - Omegainv21*(Psi11*Xf11 + Psi12*Xf21 + Psi13*Xf31 + Psi14*Xf41
+ Psi15*Xf51 + M_act11_1*lambda) - Omegainv22*(Psi21*Xf11 + Psi22*Xf21 +
Psi23*Xf31 + Psi24*Xf41 + Psi25*Xf51 + M_act12_1*lambda);
deltau:= L0t11*eta11 + L0t12*eta21;
END_IF;
IF (beta>y_bar_max) THEN
lambda:= (M_act11*eta11 - y_bar_max + M_act12*eta21 + E11*Xf11 + E12*Xf21
+ E13*Xf31 + E14*Xf41 + E15*Xf51)/(M_act11*(M_act11*Omegainv11 +
M_act12*Omegainv21) + M_act12*(M_act11*Omegainv12 + M_act12*Omegainv22));
eta11 := - Omegainv11*(Psi11*Xf11 + Psi12*Xf21 + Psi13*Xf31 + Psi14*Xf41
+ Psi15*Xf51 + M_act11*lambda) - Omegainv12*(Psi21*Xf11 + Psi22*Xf21 +
Psi23*Xf31 + Psi24*Xf41 + Psi25*Xf51 + M_act12*lambda);
eta21 := - Omegainv21*(Psi11*Xf11 + Psi12*Xf21 + Psi13*Xf31 + Psi14*Xf41
+ Psi15*Xf51 + M_act11*lambda) - Omegainv22*(Psi21*Xf11 + Psi22*Xf21 +
Psi23*Xf31 + Psi24*Xf41 + Psi25*Xf51 + M_act12*lambda);
deltau:= L0t11*eta11 + L0t12*eta21;
END_IF;
IF(deltau>deltau_max) THEN
deltau := deltau_max;
END_IF;
IF (deltau<deltau_min) THEN
deltau := deltau_min;
END_IF;
```

```
'OUT1.CV' := u1+deltau;
```

```

IF ('OUT1.CV'>u_max) THEN
deltau := u_max-u1;
'OUT1.CV' := u_max;
END_IF;
IF ('OUT1.CV'<u_min) THEN
deltau := u_min-u1;
'OUT1.CV' := u_min;
END_IF;

```

```

Xest1_1 := Xest1;
Xest2_1 := Xest2;
Xest3_1 := Xest3;
Xest4_1 := Xest4;
u1 := 'OUT1.CV';

```

Parámetro	Descripción
IN1.CV	Punto de referencia
IN2.CV	Variable del proceso
OUT1.CV	Acción de control