



POSGRADOS

MAESTRÍA EN ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

RPC-SO-30-No.507-2019

OPCIÓN DE
TITULACIÓN:

ARTÍCULOS PROFESIONALES DE ALTO NIVEL

TEMA:

CONTROLADOR BAYESIANO DIFUSO DE
VELOCIDAD PARA UN MOTOR DC DE
IMÁN PERMANENTE

AUTOR:

MARIO RENÉ PAZMIÑO QUITO

DIRECTOR:

WILLIAM MANUEL MONTALVO LÓPEZ

QUITO - ECUADOR
2022

Autor/a:



Mario René Pazmiño Quito

Ingeniero en Mecatrónica

Candidato a Magíster en **Electrónica y Automatización, Mención Informática Industrial** por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Quito.

mpazminoq@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



William Manuel Montalvo López

Magíster en Automatización y Control Electrónico Industrial

Ingeniero Electrónico en Control y Automatización

wmontalvo@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2022 Universidad Politécnica Salesiana.

QUITO – ECUADOR – SUDAMÉRICA

PAZMIÑO QUITO MARIO RENÉ

CONTROLADOR BAYESIANO DIFUSO DE VELOCIDAD PARA UN MOTOR DC DE IMÁN PERMANENTE

Controlador Bayesiano Difuso de Velocidad para un Motor DC de Imán Permanente

R. Pazmiño and W. Montalvo

Universidad Politécnica Salesiana - Ecuador

Resumen

El uso de los controladores difusos en la industria tiene una gran importancia, ya que los mismos se utilizan para diferentes áreas de la ingeniería como lo es el control de motores DC y demas aplicaciones, por esta razón nace la necesidad de conocer y desarrollar nuevas estrategias de control que cumplan los parámetros más específicos. El presente documento se da a conocer el uso de las redes bayesianas para el mejoramiento de las reglas difusas en controladores Fuzzy. Para ello se usó datos obtenidos de una pequeña planta, en este caso un motor DC de imán permanente y utilizando las características fundamentales como son el error y la variación de error establecer un nuevo algoritmo que mejore el comportamiento del mismo. Con el uso de diferentes herramientas de Matlab e indicadores de desempeño como son IAE, ISE, ITAE, ITSE basados en el análisis del error se pueda evaluar la eficacia de un nuevo controlador basado en el Teorema de Bayes. También utilizando un análisis estadístico como es el test de Wilcoxon se ajusta el nuevo controlador y se determina su eficacia frente a un controlador Fuzzy convencional mostrando resultados innovadores e interesantes.

Abstract

The use of fuzzy controllers in the industry has a great importance, since they are used for different areas of engineering such as DC motor control and other applications, for this reason the need to know and develop new control strategies that meet the most specific parameters is born. This paper presents the use of Bayesian networks for the improvement of fuzzy rules in fuzzy controllers. For this purpose, we used data obtained from a small plant, in this case a permanent magnet DC motor, and using the fundamental characteristics such as error and error variance, establish a new algorithm to improve the behavior of the same. With the use of different Matlab tools and performance indicators such as IAE, ISE, ITAE, ITSE based on error analysis, the effectiveness of a new controller based on Bayes' Theorem can be evaluated. Also using a statistical analysis such as the Wilcoxon test, the new controller is adjusted and its effectiveness is determined against a conventional Fuzzy controller showing innovative and interesting results.

Palabras clave— Fuzzy; Redes Bayesianas; Modelo Dinámico; Motor DC .

1 Introducción

Los controladores difusos son muy empleados para el tratamiento de sistemas complejos o no lineales, estos pueden ser aplicados al área de la robótica, electrónica de consumo y procesamiento de imágenes etc [1], el diseño de un controlador establece una relación muy dependiente de tres parámetros importantes como son velocidad, precisión y flexibilidad, lo que limita los controladores difusos ya que tienen las siguientes desventajas:

- Para conseguir los resultados deseados debe planearse la velocidad de respuesta del sistema de control, la cual vendrá limitada por factores como el grado de precisión requerido o la flexibilidad de diseño [2].
- Si se requiere una alta precisión en el control se necesita una gran cantidad de conjuntos para cada variable y un alto número de reglas, lo cual exige una elevada cantidad de cálculos, causando aumento del tiempo de respuesta [3].
- Si el sistema de control necesita flexibilidad de adaptaciones a cambios del sistema y aprenda de los errores cometidos, sera necesario muchos más cálculos adicionales, que también aumentan el tiempo de respuesta.
- Tener la necesidad de ajustes después de ser puestos en operación [4].
- Poca flexibilidad en los programas de implantación de sistemas expertos, cuando se desea cambiar un valor particular en una regla.

La necesidad de incrementar tiempos de respuestas adecuados y que el controlador tenga la capacidad de aprendizaje de sus errores lleva a la utilización de redes bayesianas en combinación de un control difuso [5]. La mayoría de trabajos desarrollados con redes bayesianas son más enfocados en la detección de fallas en sistemas eléctricos y electrónicos y muy pocos en el desarrollo de control de sistemas [6]. En el 2008 en el 5to Simposio Internacional de Mecatrónica y sus Aplicaciones (ISMA08), se presentó el trabajo titulado “Controlador Bayesiano Difuso para el tacto de una mano protésica”, que en resumen es el control de una mano protésica virtual de acuerdo con la alimentación del tacto de sus sensores. También existen más artículos que aplican las redes bayesianas, para lo que es el diagnostico de fallas, diagnostico en tiempo real y toma de decisiones de razonamiento incierto. En 2019 en la revista IEEE Access, se publicó el artículo titulado “Diagnóstico en tiempo real de un motor en rueda de un vehículo eléctrico basado en redes dinámicas bayesianas”, que en resumen los autores realizan el diagnostico de fallas de los ruedas de un vehículo eléctrico en base a los sensores instalados en la misma y la fuente de alimentación. Otro estudio realizado en 2017 es “Predicción de fallas del motor de inducción mediante el modelo de red bayesiana”, que en si este articulo muestra el diagnostico de fallas en motores asincrónicos en base al comportamiento del sistema, mecanismo de degradación y vínculos entre componentes del sistema [7]. De igual forma, tambien existen trabajos que usan las redes para predicción de fallos en sistemas mecánicos, como son los rodamientos [8] e investigaciones de clasificación de elementos en una red de flujo en base a redes bayesianas [9]. Este documento describe el desarrollo de las redes bayesianas aplicadas al mejoramiento de las reglas difusas de los controladores Fuzzy, utilizando el teorema de bayes que es una técnica para el cálculo de probabilidades de sucesos basado en información de antemano. El teorema de bayes se lo describe mediante la siguiente expresión:

$$P(A_j|B) = \frac{P(A_j) \cdot P(B|A_j)}{\sum_{i=1}^k P(B|A_i) \cdot P(A_i)} \quad (1)$$

En 1, $P(A_j|B)$ es la probabilidad a posteriori de un evento A_j dado B , $P(A_j)$ es la probabilidad a priori de un evento A_j , $P(B|A_j)$ es la probabilidad condicionada y $\sum_{i=1}^k P(B|A_i) \cdot P(A_i)$ es la probabilidad total para el evento B [10].

De aquí en adelante este artículo está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se presenta una pequeña introducción de las herramientas básicas a utilizar en la elaboración del controlador Bayesiano como son las definiciones fundamentales de las Redes Bayesianas, elementos fundamentales de un controlador Fuzzy, indicadores de desempeño basados en error y una reseña del test de Wilcoxon, En la Sección 3 se presenta el análisis general de la Planta basado en el uso de la herramienta de System Identification de Matlab para generar una función de transferencia que se aproxime al modelo del motor DC, En la Sección 4 se indica el diseño previo al controlador Bayesiano basado en el uso de los datos

de error y variación de error para la generación de probabilidades que se usan en los arboles de la redes Bayesianas, Los resultados obtenidos y una discusión sobre éstos se presenta en la Sección 5 en donde se da a conocer las simulaciones del nuevo controlador y las modificaciones que se realizan para poder mejorarlo, de igual forma la comparativa por indicadores de desempeño. Finalmente en la Sección 6 se da a conocer algunas conclusiones sobre esta investigación.

2 Herramientas Básicas

2.1 Redes Bayesianas

Son modelos gráficos probabilísticos que se utilizan para resolver procesos de información incierta utilizando probabilidades de distribución de conocimiento, creencia sobre un tema o variable antes de que se observe el parámetro que representa. Permite la visualización de las variables y sus dependencias como también describir cuantitativamente el funcionamiento del sistema debido a los diferentes cálculos de probabilidades relacionados con las variables del sistema [11]. En la Figura 1 se puede observar un ejemplo de una red Bayesiana de diferentes eventos A, B y C que puede considerarse padres de los eventos D, E y así sucesivamente.

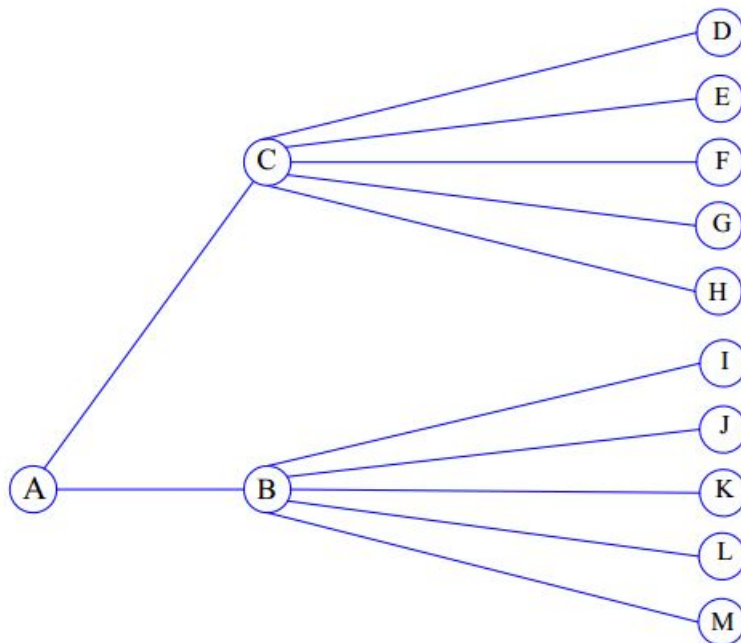


Figura 1: Red Bayesiana de eventos A,B y C.

2.2 Controladores Difusos

Es una técnica de control para modelos con datos inciertos, imprecisos o cualitativos. Mismo constan de cuatro etapas denominadas fuzzificación, reglas base, inferencia y defuzzificación [12]. En la Figura 2 se indican todos los elementos del un controlador difuso en una planta con su respectiva descripción en la Tabla 1.

2.3 Indicadores de Desempeño basado en el error

Es un número que indica que tan óptimo es un sistema de control. Cada indicador correspondiente son basados en la Integral del Error.

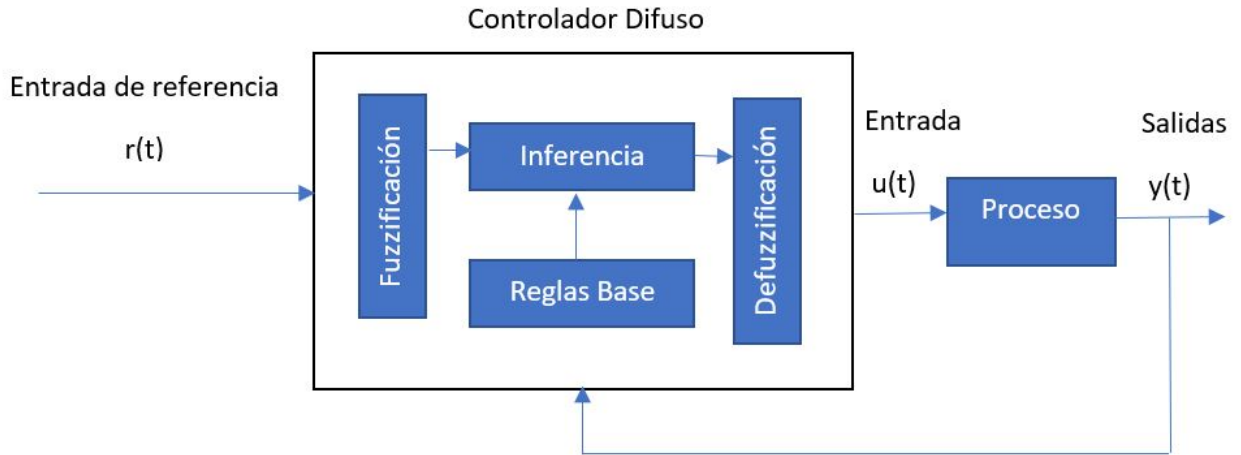


Figura 2: Elementos de un Controlador Difuso.

Tabla 1: Descripción de Elementos de un Controlador Difuso

Componente	Descripción
Fuzzificación	Es un proceso matemático que convierte un valor del universo a un valor correspondiente de las funciones de membresía.
Reglas Base	Son reglas que combinan los conjuntos borrosos llamados antecedentes con los conjuntos borrosos de salida correspondientes.
Inferencia	Es un proceso matemático necesario para el cálculo del resultado de la salida del consecuente, es decir se obtiene un conjunto difuso de salida en cada regla base.
Defuzzificación	Es un proceso matemático basado en convertir un conjunto difuso en un número real.

2.3.1 Integral del Error Absoluto (Integral Absolute Error - IAE)

Es un indicador muy fácil de ser implementado, que da como resultado un sistema con un amortiguamiento razonable y una respuesta transitoria satisfactoria. La ecuación 2 indica la integral del error para el cálculo del índice, en donde $e(t)$ es el error del sistema de control a cada instante de tiempo hasta un periodo de evaluación T [13].

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (2)$$

2.3.2 Integral del Error Cuadrático (Integral Square Error - ISE)

Es un indicador que discriminan a sistemas sobreamortiguados y subamortiguados con un análisis de peso del error. La ecuación 3 indica la integral del error para el cálculo de este indicador en donde $e(t)$ es el error a cada instante de tiempo t en un intervalo de 0 hasta T .

$$ISE = \int_0^T e(t)^2 dt \quad (3)$$

2.3.3 Integral del Error Cuadrático ponderado en el tiempo (Integral of Time multiplied Square Error - ITSE)

Es un índice característico de ISE con la diferencia que pondera el tiempo como indicativo [14]. La ecuación 4 indica la integral del error para el cálculo de este indicador en donde $e(t)$ es el error a cada instante de tiempo t en un intervalo de 0 hasta T .

$$ITSE = \int_0^T t e(t)^2 dt \quad (4)$$

2.3.4 Integral del Error Absoluto ponderado en el tiempo (Integral of Time multiplied Absolute Error- ITAE)

Es un índice característico de IAE con la diferencia que pondera el tiempo como indicativo [15]. La ecuación 5 indica la integral del error para el cálculo de este indicador en donde $e(t)$ es el error a cada instante de tiempo t en un intervalo de 0 hasta T .

$$ITAE = \int_0^T t |e(t)| dt \quad (5)$$

2.4 Test de Wilcoxon

Es una prueba que usa para comparar medias o medianas de dos conjuntos independientes, el mismo establece la diferencia de dispersión de datos de un grupo con respecto a otro. Permite encontrar diferentes conclusiones que dependen de la forma y distribución de los datos. Los métodos no paramétricos se basan en el ordenamiento de los datos por su magnitud y en remplazar éstos por la magnitud de los rangos [16]. La ecuación 6 indica la aproximación por una distribución normal del Test que depende exclusivamente del tamaño de la muestra n y del indicador estadístico T , con el valor del indicador Z se hace una comparativa con los valores del nivel de confianza al 95 por ciento $Z_\alpha = 1,96$ y se puede establecer si las hipótesis del Test son nulas o verdaderas.

$$Z = \frac{T - \frac{n(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}} \quad (6)$$

3 Análisis de la Planta

El sistema de controlar es un motor DC de imán permanente (JGA25-370DC 12V620RPM), acoplado con encoder incremental (OMRON E6B2-CWZ3E 1000P/R 2M) para la medición de su velocidad. También con una tarjeta de microcontrolador (Arduino Mega 2560) y el módulo driver para control de velocidad (L298N), utilizado por sus ventajas de uso y costo [17]. En la Figura 3, se muestra las características principales del Motorreductor JGA que se utiliza como prototipo en esta investigación.

Motorreductor JGA25-370 DC 12V620RPM	
Modelo	JGA25-370
Velocidad RPM	620
Color	Tono plateado
Tamaño	25 mm x 70 mm
Diámetro de Eje	4 mm
Tipo de Eje	"D"
Voltaje Nominal	12V DC
Tipo	Motor de engranaje
Conmutación	Sin escobillas



Figura 3: Características básicas del Motorreductor.

El sistema se acopla también con un mecanismo de freno, para poder simular las perturbaciones en tiempo real [18], tal como se muestra en la Figura 4 en donde se puede apreciar el prototipo del sistema de control del motor DC con todos los elementos principales indicados anteriormente.

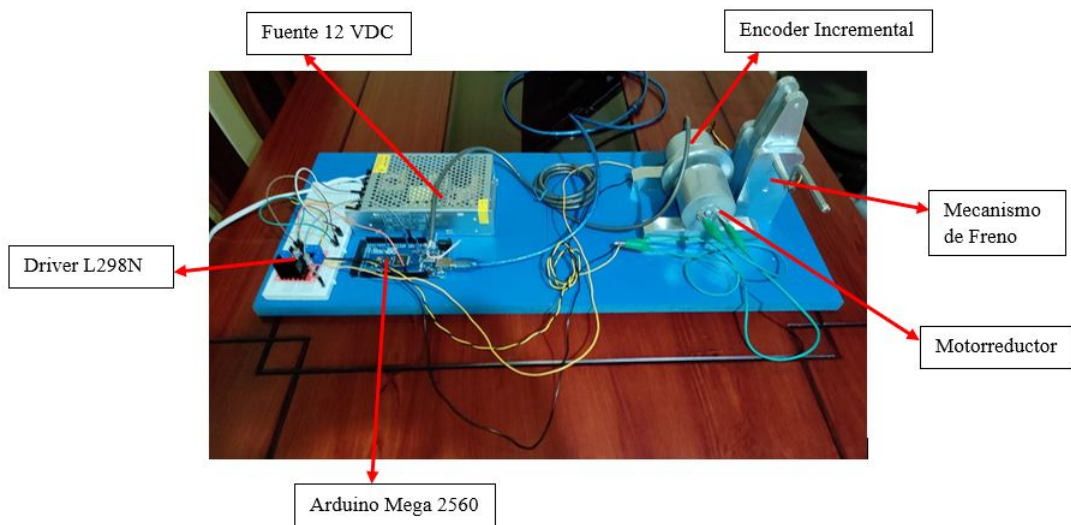


Figura 4: Prototipo - Control de Velocidad de un Motor DC.

Se utiliza la herramienta de Simulink para la obtención de datos de entrada y salida de la planta, para su vez ser procesados en System Identification de Matlab y estimar la función de transferencia. El algoritmo implementado para medir la velocidad angular en rpm, se basa en un contador de tiempo y pulsos tomando en cuenta la resolución del encoder incremental [19].

$$\omega_m = \left(\frac{\Delta p}{100t_s} \right) \left(\frac{1000[ms]}{1[s]} \right) \left(\frac{1[rev]}{IMP} \right) \left(\frac{60[s]}{1[min]} \right) [rpm] \quad (7)$$

En la ecuación (7), ω_m es la velocidad angular en rpm, Δp es la cantidad de pulsos en el tiempo de muestreo, t_s es el tiempo de muestreo y IMP es la resolución del encoder. Esa misma ecuación se utiliza para implementar el contador de pulsos en Simulink tal como se muestra en la Figura 5, en donde se usa los pines 2 como entrada digital en forma de interrupción y el pin 9 como salida PWM, y un Workspace out.simout para almacenar los valores de la adquisición de datos.

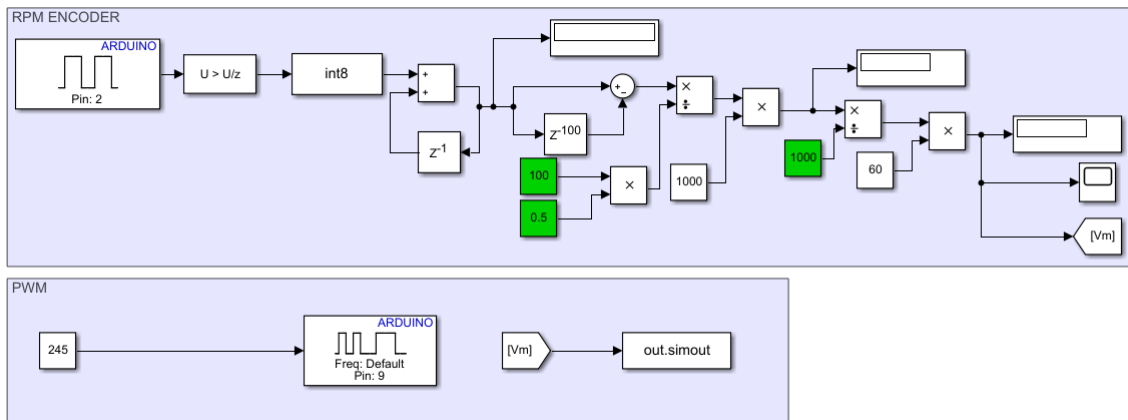


Figura 5: Esquema de Simulink para la obtención de entradas y salidas.

Se toma datos con un tiempo de muestreo de $1ms$ considerando la planta como un sistema lineal de primer orden con un solo polo [20], se podría utilizar un modelo paramétrico con una estructura ARX o ARMAX pero la mayoría de trabajos desarrollados son para análisis de diagnóstico de fallas o predicción[21],[22],[23],[24] lo cual no es el objetivo de este trabajo. También, trabajar con una planta de primer orden permite optimizar recursos de procesamiento y someter al sistema a múltiples entradas típicas [25],[26]. En la Figura 6 se muestra la importación de datos en System Identification, donde se toma en cuenta la estimación del modelo por Process Models.

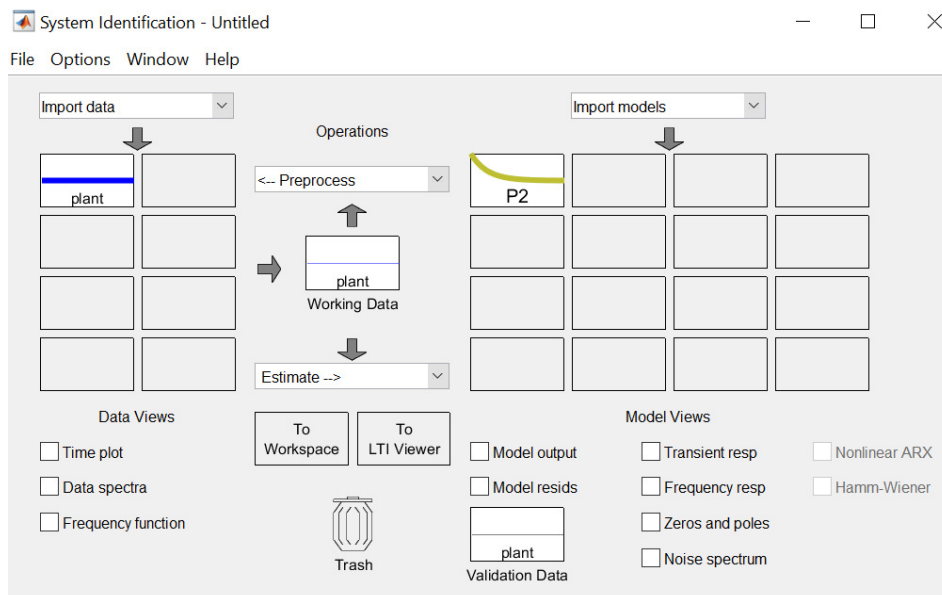


Figura 6: Ingreso de datos en System Identification para la estimación de la Función de Transferencia.

La Figura 7 indica la selección de parámetros de Process Models, en donde la herramienta estima el polo real y la ganancia K .

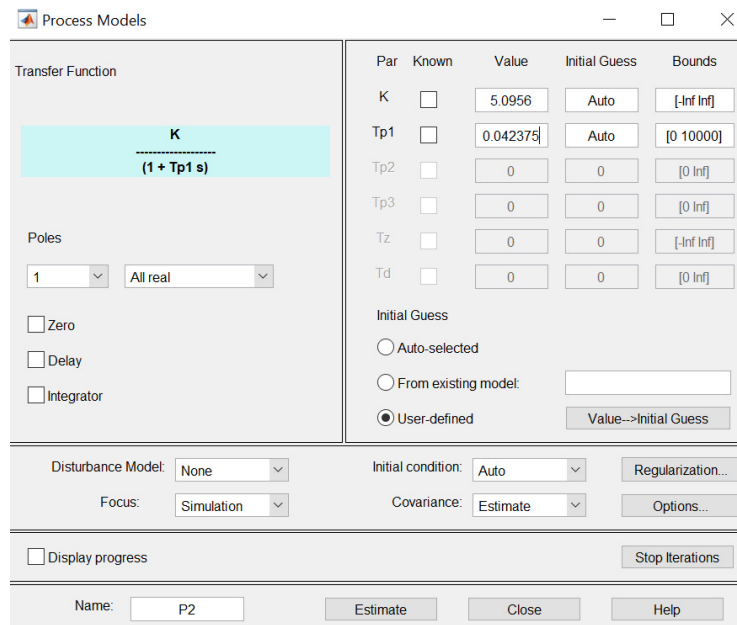


Figura 7: Estimación de la Función de Transferencia mediante Process Models.

La planta queda modelada mediante la Función de transferencia indicada en 8, también en la Figura 8 se puede observar la respuesta del sistema ante una entrada escalón de valor 51,9846:

$$Gp(s) = \frac{5,0956}{0,042375s + 1} \quad (8)$$

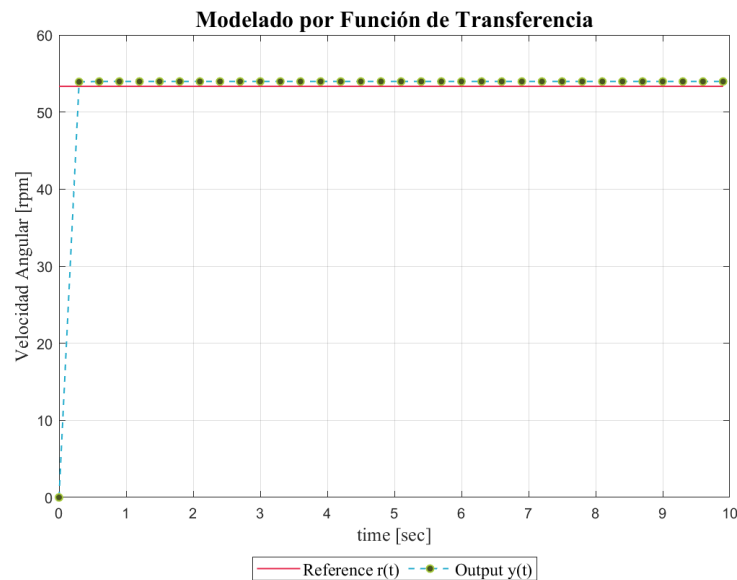


Figura 8: Función de Transferencia del Motor DC[27].

4 Controlador Bayesiano Difuso

En base a los conceptos definidos en la sección 2.2, se diseña todos los elementos del controlador difuso, con las siguientes características:

- Observando el comportamiento de la salida de la planta, se establece dos entradas principales del controlador, como son el error y la derivada del error.
- Las variables de entrada deben tener rangos, que oscilen en los máximos y mínimos valores del comportamiento de la salida de la planta.
- El número de funciones de membresía dependerá del comportamiento del sistema, en base a la disminución o aumento característico de las entradas[28].

4.1 Fuzzificación

Los valores de error y derivada del error, puede variar en intervalos descritos en la Tabla 2. Se propone tres conjuntos de funciones de membresía, ya que con el aumento de conjuntos aumenta la complejidad y consumo de recursos del sistema[29].

Tabla 2: Límites de Variables de Entrada

Variables	Limites
error	[-60,60]
derivada del error	[-5000,5000]

Se selecciona una función de membresía, que se adapte de forma eficiente al sistema, como lo es la campana de Gauss, descrito mediante la siguiente función en 9.

$$A(x) = e^{-k(x-m)^2} \quad (9)$$

Donde $A(x)$ es la función de membresía, x es conjunto de entrada de los valores reales de las variables de input y m es el valor medio de la campana de Gauss. En la herramienta de Fuzzy de Matlab queda determinada en tres conjuntos de bajo, medio y alto para dichas funciones como indica la Figura 9.

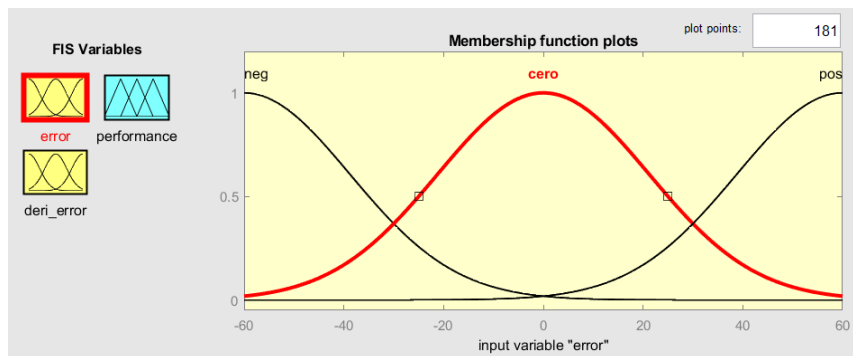


Figura 9: Funciones de membresía para las entradas

4.2 Inferencia

Las reglas difusas se basan en los comportamientos de las variables de entrada, es decir conforme el error incremente de forma acelerada, se necesita aplicar una salida de control más grande, caso contrario si el error es cero, tampoco se aplica una salida de control. Todo este análisis está descrito en el siguiente diagrama de flujo en la Figura 10.

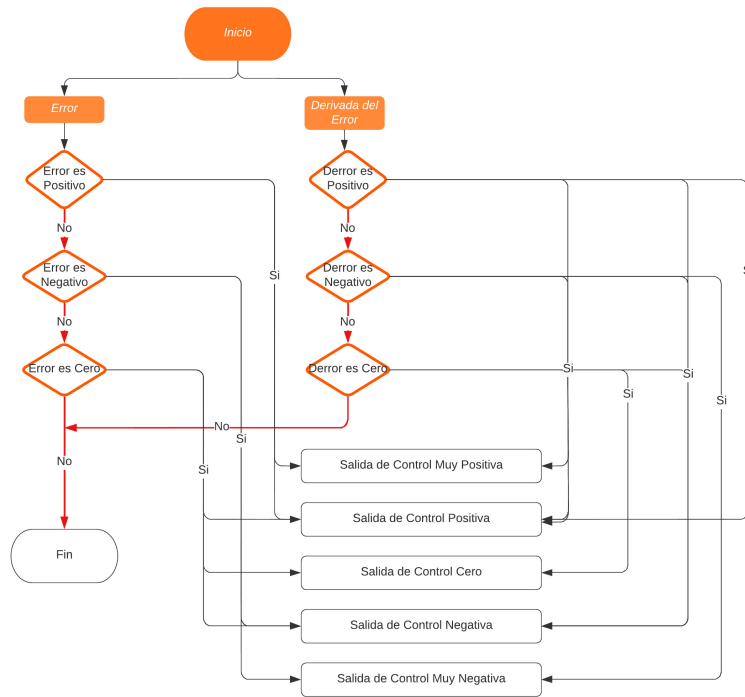


Figura 10: Diagrama de Flujo de las Reglas Difusas.

4.3 Implementación del Controlador Fuzzy - Motor DC

Se genera un Controlador Fuzzy de dos entradas, de las cuales son el error y la derivada del error con el cual también se establecen reglas basadas en la experiencia del programador, tal como se indicó en la Figura 10. En la Figura 11 se puede observar la simulación en Simulink del controlador Fuzzy tipo PD + I en paralelo, donde se establece el setpoint y la ganancia de la salida de los conjuntos difusos [30].

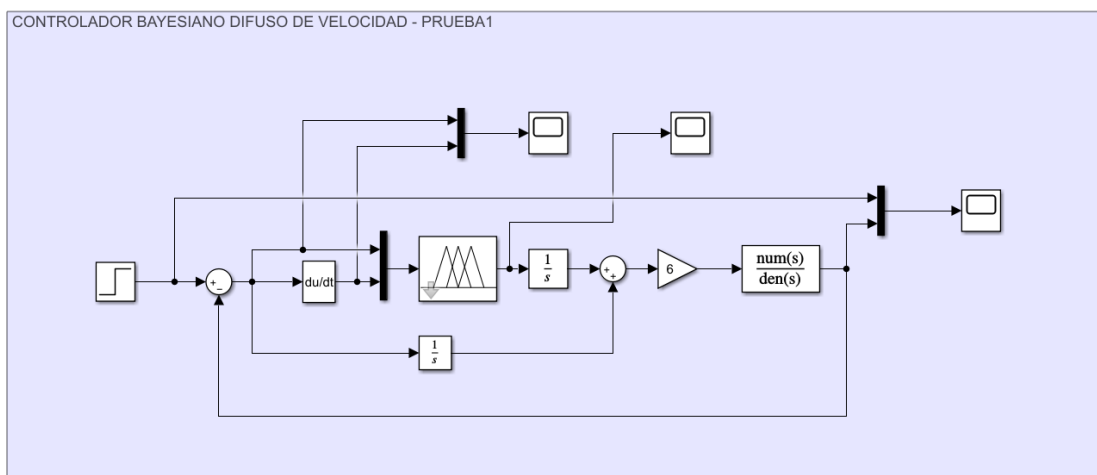


Figura 11: Controlador Fuzzy para el Motor DC.

La Figura 12 indica la generación del controlador Fuzzy en donde se selecciona las dos entradas que son error y derivada del error tipo Gaussiana por el método de Mamdani y con Defuzzificación tipo centroidal.

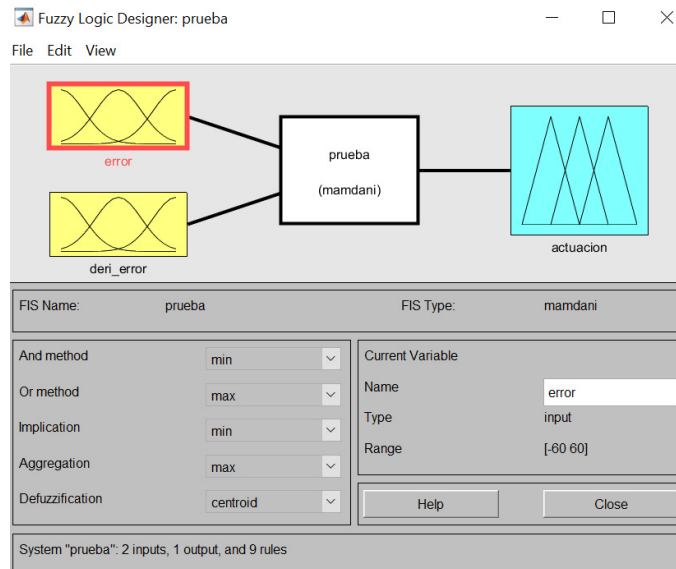


Figura 12: Fuzzy Logic - Motor DC.

Las reglas difusas están determinadas mediante las dos entradas eP, eZ y eN y deP, deZ y deN que son el error y la derivada del error respectivamente Positivo, Zero y Negativo. Con ello también se determinan las salidas de control MP, P, Z, N y MN, clasificadas en intervalos de Muy Positivo, Positivo, Zero, Negativo y Muy Negativo tal como se indica en la Figura 13. Cada una de la reglas están basadas en criterios del programador y por experiencia del mismo sin un análisis previo o modelado matemático o estadístico que lo respalde. La Figura 14 indica la superficie del controlador Fuzzy generado anteriormente.

e\de	deN	deZ	deP
eN	MN	N	N
eZ	N	Z	P
eP	P	P	MP

Figura 13: Reglas difusas del Controlador Fuzzy.

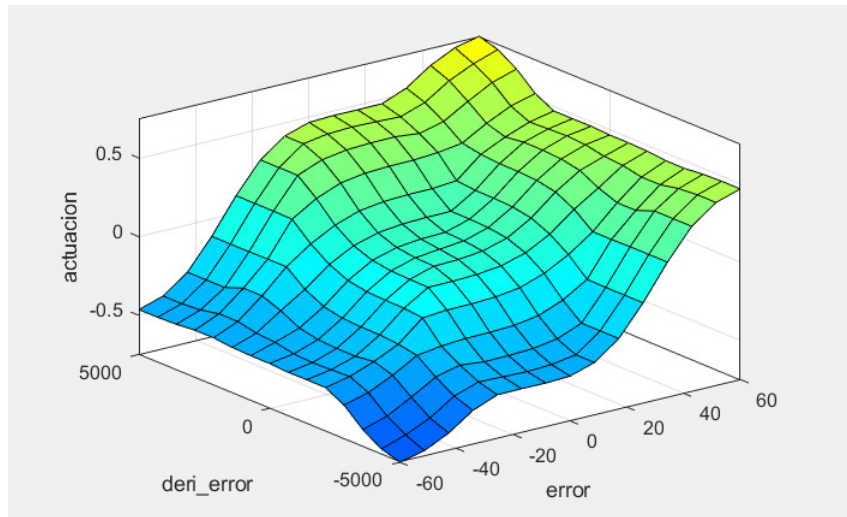


Figura 14: Surface del Controlador Fuzzy.

Se obtiene la información de error, derivada del error, control y salida, ya que ellos serán los datos de experiencia para alimentar la red bayesiana. También se establecen limites basados en intervalos de las reglas difusas y con la cantidad de datos se pueden obtener las probabilidades de cada evento de error, ya sea positivo, zero o negativo [31]. En la Figura 15 se puede apreciar la salida de la planta que se obtiene con el controlador Fuzzy en donde se observar que tiene un sobre-pico leve que se atenúa hasta desaparecer por la acción del integrador.

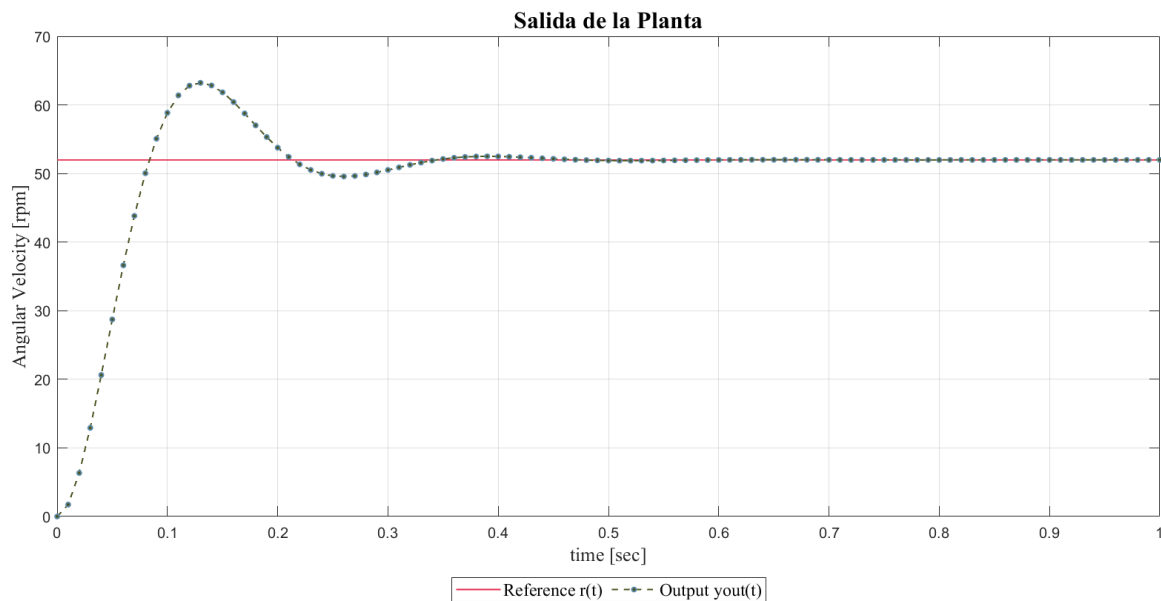


Figura 15: Salida de la planta por Controlador Fuzzy.

La Figura 16 se observa el comportamiento del error y la derivada del error que son atenuados hasta desaparecer mediante la acción del controlador Fuzzy.

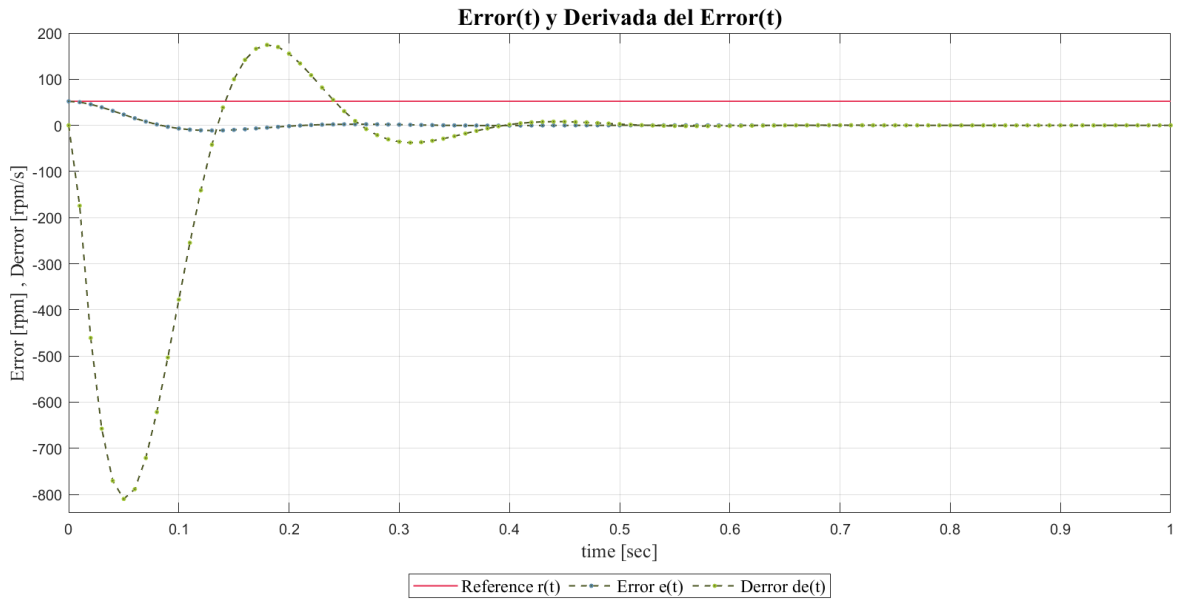


Figura 16: Error y Derivada del Error por el Controlador Fuzzy.

La Figura 17 se observa el comportamiento de la salida de control en donde su rango varia de 0 a 1 y se atenúa hasta desaparecer conforme se cumplan las reglas difusas.

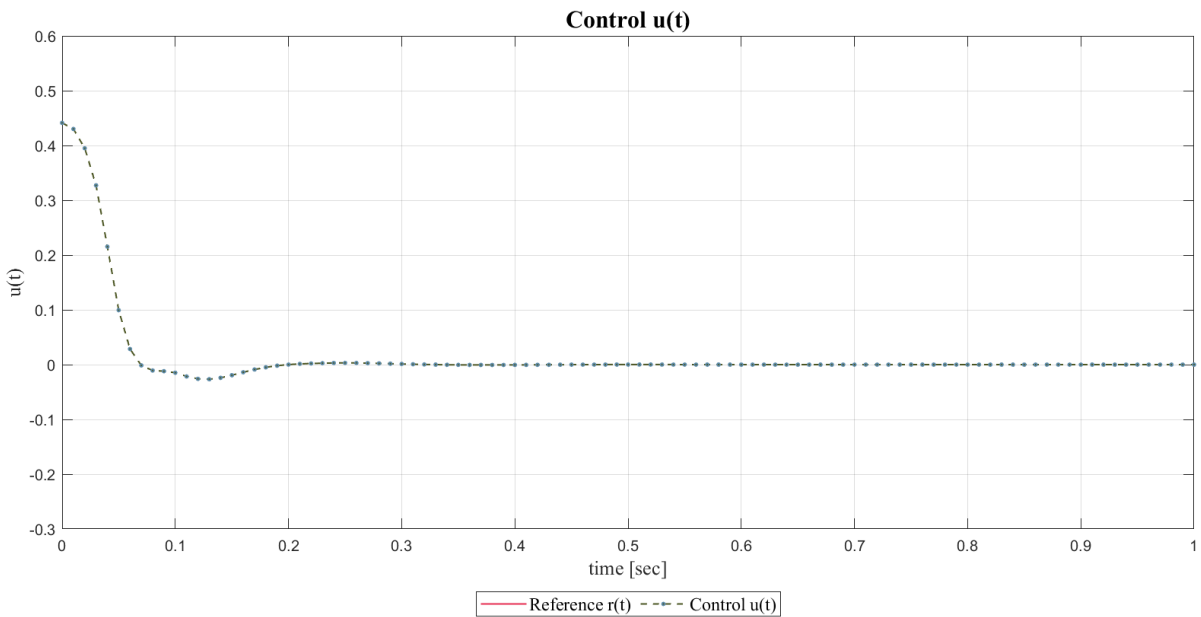


Figura 17: Salida de Control del Controlador Fuzzy.

4.4 Redes Bayesianas para el Controlador Fuzzy

Para la construcción de las Redes Bayesianas, se establecen los padres e hijos tomando en cuenta que variable provoca el cambio de la otra o viceversa. Es decir una salida de control provoca un error y una variación de error, la misma que puede analizarse y ver su comportamiento para establecer la probabilidad de que esta ocurra. Los límites mostrados en la Tabla 3, sirven para establecer las probabilidades utilizando la cantidad de valores de la adquisición que se ubican en estos rangos [32].

Tabla 3: Límites de Variables para la Red Bayesiana.

Variables	<i>Lim_{min}</i>	<i>Lim_{max}</i>
eN	-60	-30
eZ	-30	30
eP	30	60
deN	-5000	-2500
deZ	-2500	2500
deP	2500	5000
MP	1	0.7
P	0.7	0.25
Z	0.25	-0.25
N	-0.25	-0.7
MN	-0.7	-1

Para el cálculo de las probabilidades del error, se utiliza la ecuación 10 según el número de datos que se encuentran dentro de dicho rango.

$$P(eP) = \frac{nVeP}{nTVe} \quad (10)$$

En 10, $P(eP)$ representa la probabilidad de que ocurra el evento error positivo, $nVeP$ es el número de valores que están dentro del rango de clasificación de error positivo conforme lo indica la Tabla 3 y $nTVe$ es el número total de valores de adquisición de error que este varía conforme al tiempo de simulación.

De igual forma para el cálculo de probabilidades condicionadas, se lo hace con la intersección de los errores con las salidas de control respectivas.

$$P(MP|eP) = \frac{nVeP \cap nVMMP}{nVTU} \quad (11)$$

En 11, $P(MP|eP)$ es la probabilidad condicionada de que dado el evento eP ocurra el evento MP , $nVeP \cap nVMMP$ es el número de valores de control que ocurren cuando se produce un error positivo y $nVTU$ es el número de valores totales de control que se producen cuando existen un error positivo. Conforme al número de variables a analizar se construye la Red Bayesiana y se establecen las probabilidades condicionadas, utilizando los algoritmos descritos anteriormente con todos los errores y salidas de control. Se adapta el teorema de Bayes descrito en 1 tomando en cuenta que el evento B es el tipo de error y A es la salida de control y se obtiene la relación de probabilidades 12. La Figura 18 indica la Red Bayesiana de Error y Salida de Control con todos sus eventos y valores de probabilidades obtenidos de los algoritmos anteriormente descritos.

$$P(eP|MP) = \frac{P(eP) \cdot P(MP|eP)}{P(MP)} = \frac{P(eP) \cdot P(MP|eP)}{\sum_{i=1}^3 P(MP|e_i) \cdot P(e_i)} \quad (12)$$

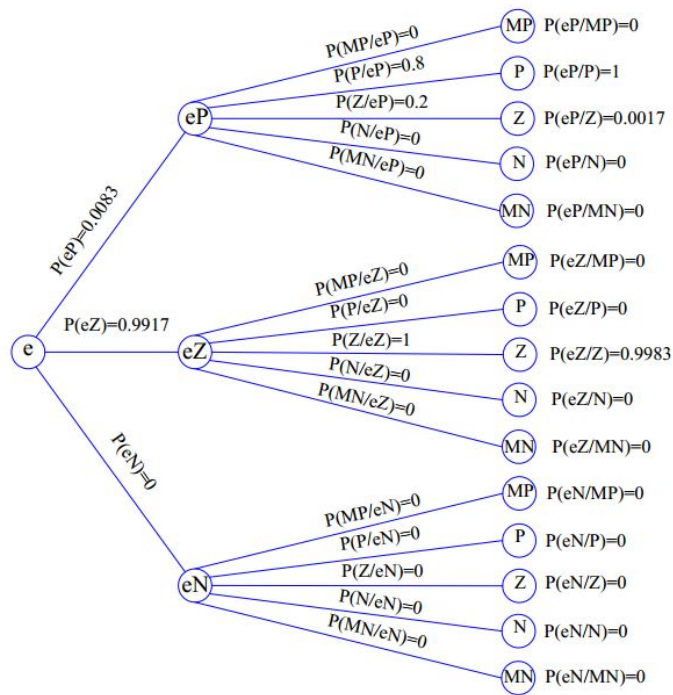


Figura 18: Red Bayesiana Error - Salida de Control.

Se repite el mismo proceso con la derivada del error y se obtiene la siguiente Red, tal como indica la Figura 19.

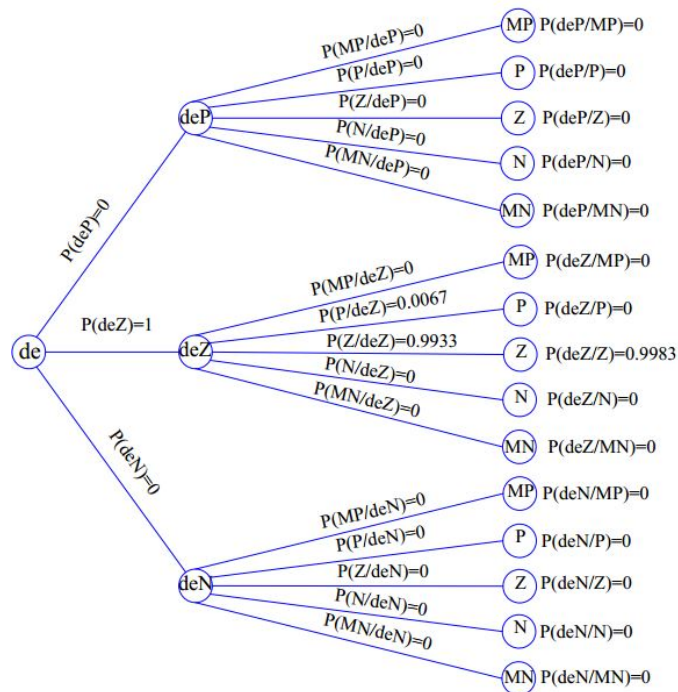


Figura 19: Red Bayesiana Derivada Error - Salida de Control.

En base a los valores de probabilidades se puede establecer nuevas reglas difusas, ya que se conoce el comportamiento de las variables y su influencia sobre las otras. En la Figura 20 se muestra las reglas difusas con los respectivos valores de las probabilidades condicionadas en donde el programador escogerá que reglas ignorar o modificar conforme a sus valores.

e\de	deN	deZ	deP
eN	MN P(deN/MN)=0 P(eN/MN)=0	N P(deZ/N)=0 P(eN/N)=0	N P(deP/N)=0 P(eN/N)=0
eZ	N P(deN/N)=0 P(eZ/N)=0	Z P(deZ/Z)=0,9983 P(eZ/Z)=0,9983	P P(deP/P)=0 P(eZ/P)=0
eP	P P(deN/P)=0 P(eP/P)=1	P P(deZ/P)=0 P(eP/P)=1	MP P(deP/MP)=0 P(eP/MP)=0

Figura 20: Análisis de probabilidades condicionadas en cada regla difusa.

Se puede notar en la Figura 20 que los valores de cero, indican acontecimientos que jamás van a suceder o comportamientos de variables que nunca se encontraron en dichos rangos, por lo que se puede modificar las reglas difusas según el análisis previo, tal como muestra la Figura 21 en donde se modifican las reglas conforme a criterio de visualización de efecto de cada salida.

e\de	deN	deZ	deP
eN	N P(deN/N)=0 P(eN/N)=0	N P(deZ/N)=0 P(eN/N)=0	N P(deP/N)=0 P(eN/N)=0
eZ	Z P(deN/Z)=0 P(eZ/Z)=0,9983	Z P(deZ/Z)=0,9983 P(eZ/Z)=0,9983	Z P(deP/Z)=0 P(eZ/Z)=0,9983
eP	P P(deN/P)=0 P(eP/P)=1	P P(deZ/P)=0 P(eP/P)=1	P P(deP/P)=0 P(eP/P)=1

Figura 21: Nuevas Reglas Difusas según el análisis previo de probabilidades condicionadas.

5 Resultados y discusión

5.1 Simulación del nuevo Controlador en base a las nuevas Reglas Difusas

Utilizando el análisis anterior de las Redes Bayesianas, se modifica el controlador con las nuevas reglas y se puede apreciar los siguientes resultados. En la Figura 22 se indica la modificación de las reglas en el menú de Rule Editor de Fuzzy Matlab. También en la Figura 23 se observar la superficie del controlador Fuzzy por Redes Bayesianas, que a diferencia de la superficie anterior de la Figura 14 esta tiende a ser más semejante a un plano.

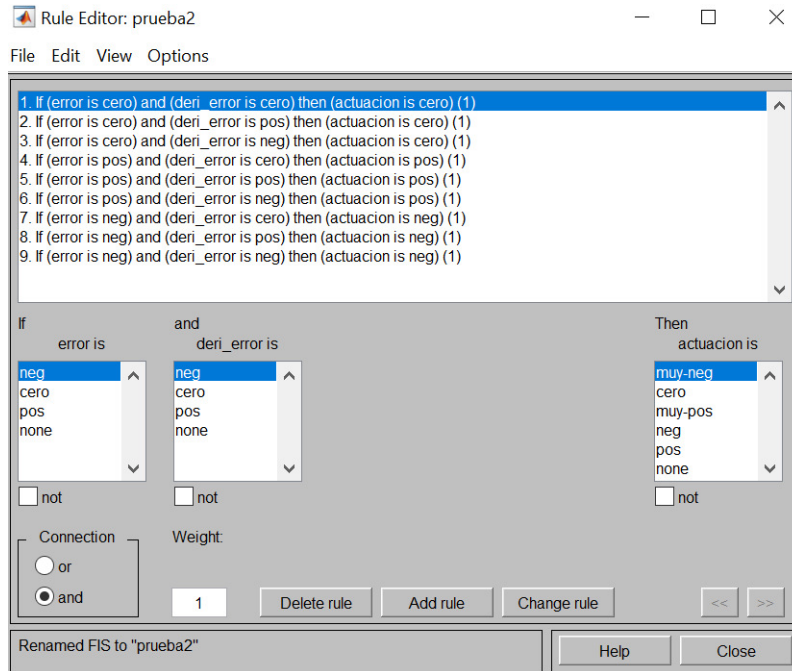


Figura 22: Modificación de Reglas Difusas.

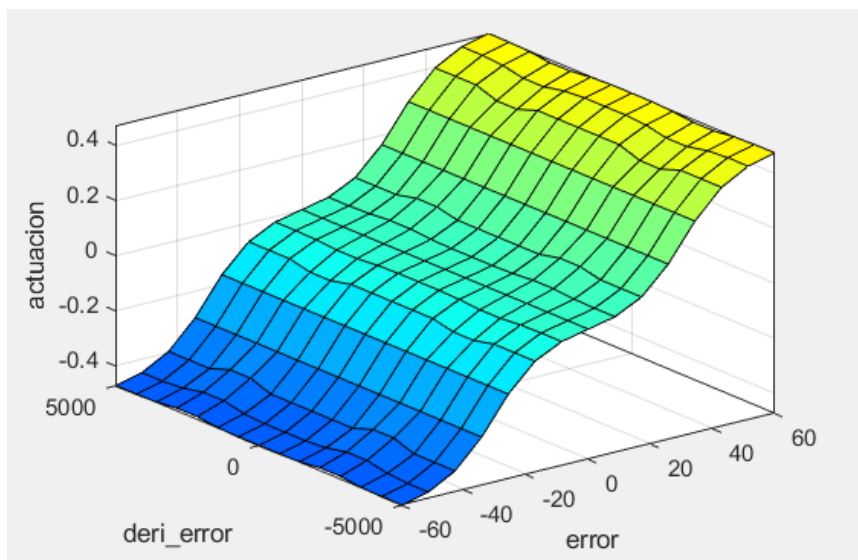


Figura 23: Surface del nuevo Controlador.

La Figura 24 indica la salida de control con la optimización del Controlador Fuzzy mediante las Redes Bayesianas tiene un comportamiento casi parecido al anterior, pero con parámetros de control más eficientes.

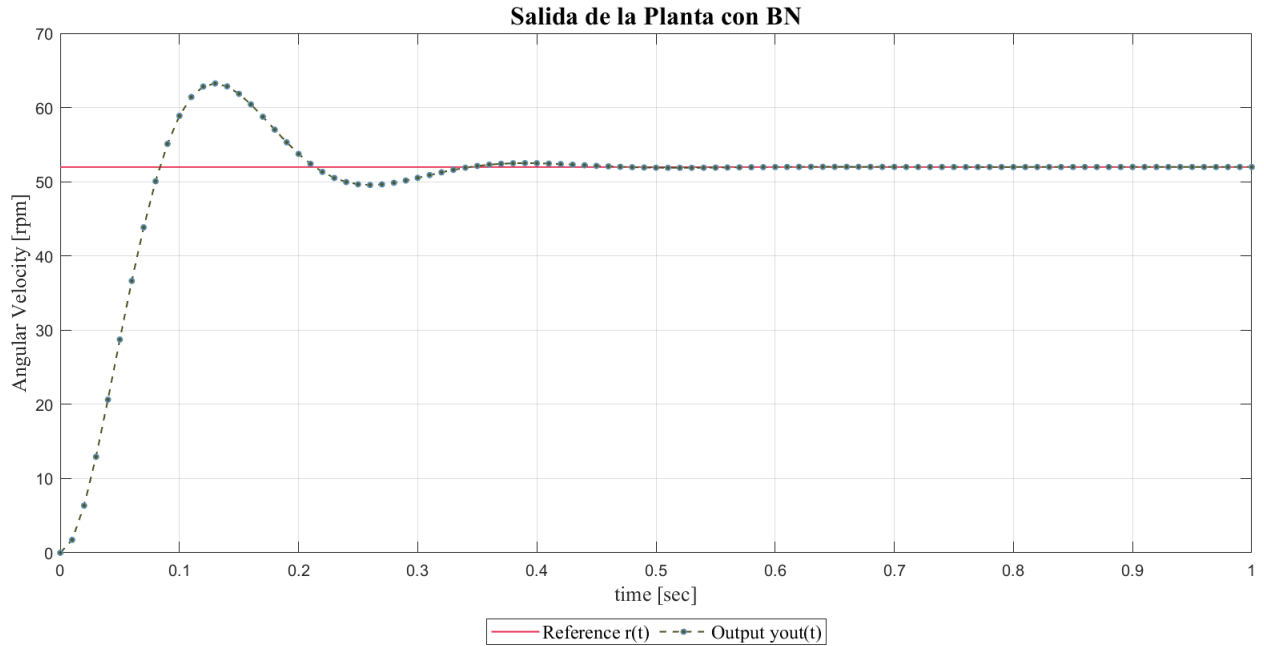


Figura 24: Salida de Control mediante Redes Bayesianas.

En la Tabla 4, indica la comparación de los parámetros característicos de la salida de la planta de cada caso. Se puede notar un cambio notable del uso de las redes bayesianas con respecto al controlador fuzzy tradicional, en donde se observa que el sobrepico tiende a mejorar ligeramente pero no en su totalidad, esto se debe a que se mantiene todos los conjuntos de funciones de membresía y solamente se cambia las reglas u operaciones de los conjuntos difusos, pero se podría realizar más modificaciones como reglas, funciones para poder retroalimentar las probabilidades y escoger la más óptima.

Tabla 4: Parámetros de los Controladores.

Parámetros	Control Fuzzy	Control Fuzzy con BN
Mp	21,55 %	21,18 %
e_{ss}	$2,548 \times 10^{-8}$	$2,493 \times 10^{-8}$
t_s	0,491	0,448
IAE	3,799	3,798

5.2 Mejoramiento de Reglas Difusas

Uno de los principales usos del Teorema de Bayes es la retroalimentación de la probabilidad a posteriori, es decir conforme más información suministra el problema se tiene más certeza de que un cambio de variable o suceso va a acontecer. Para este análisis se puede forzar al sistema a una salida de control senoidal [0,1], [-1,1] y obtener nuevos valores de probabilidades que retroalimenten a las anteriores. La probabilidad a posteriori viene a ser la $P(eP|MP)$ del caso anterior. En la Figura 25 se indica la simulación en Simulink del controlador mediante una alimentación senoidal que tiene como objetivo, obtener todos los valores posibles de probabilidades según la salida de control.

La Figura 26 indica que la salida de la Planta tiende a ser de tipo senoidal por el control, pero sus datos servirán para generar una nueva Red Bayesiana para retroalimentar a la anterior.

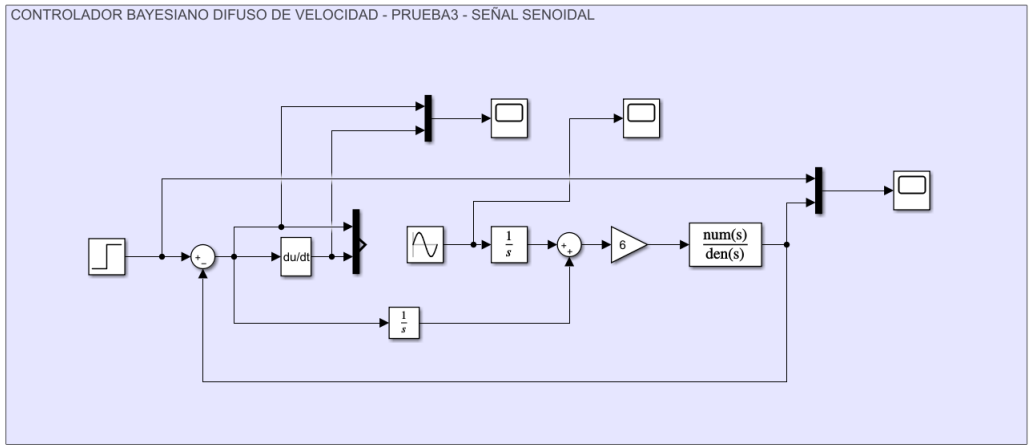


Figura 25: Sistema de Control con Salida Senoidal.

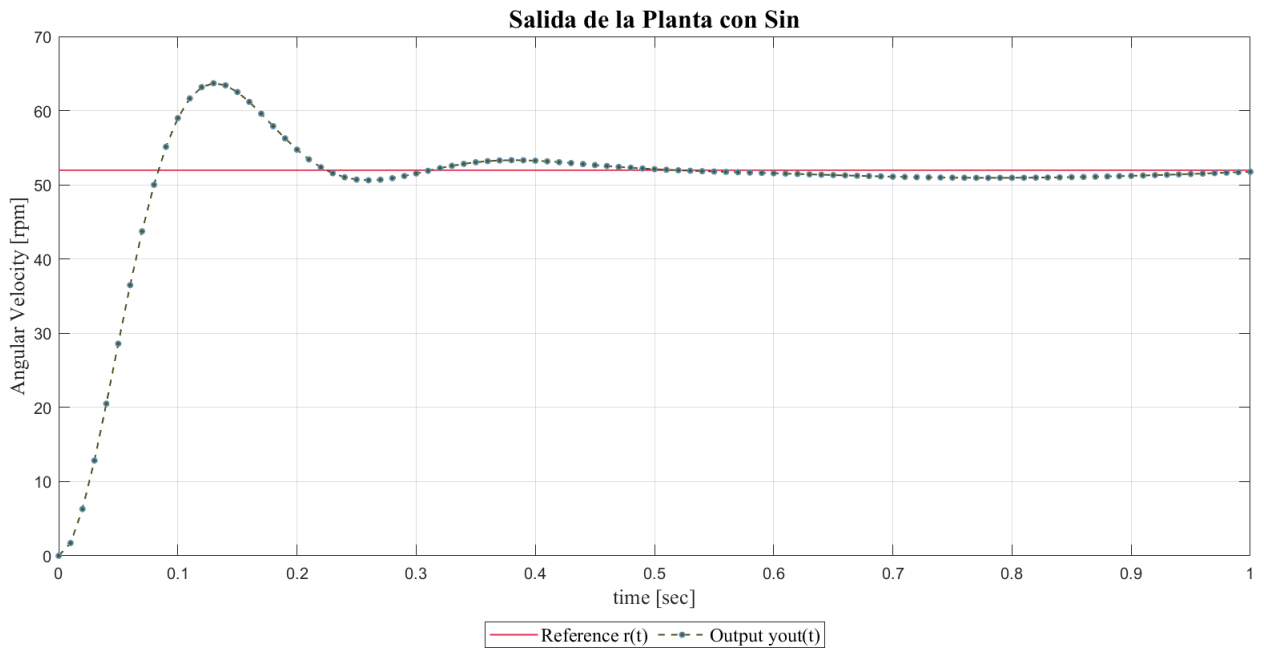


Figura 26: Salida de Planta con Señal de Control Senoidal.

Las Redes se retroalimentan con las probabilidades del anterior caso y se obtienen los resultados de la Figura 27 y Figura 28. Se puede realizar varias simulaciones con diferentes entradas de control, perturbaciones etc. Con este proceso se puede seguir actualizando las Redes hasta que el programador lo desee.

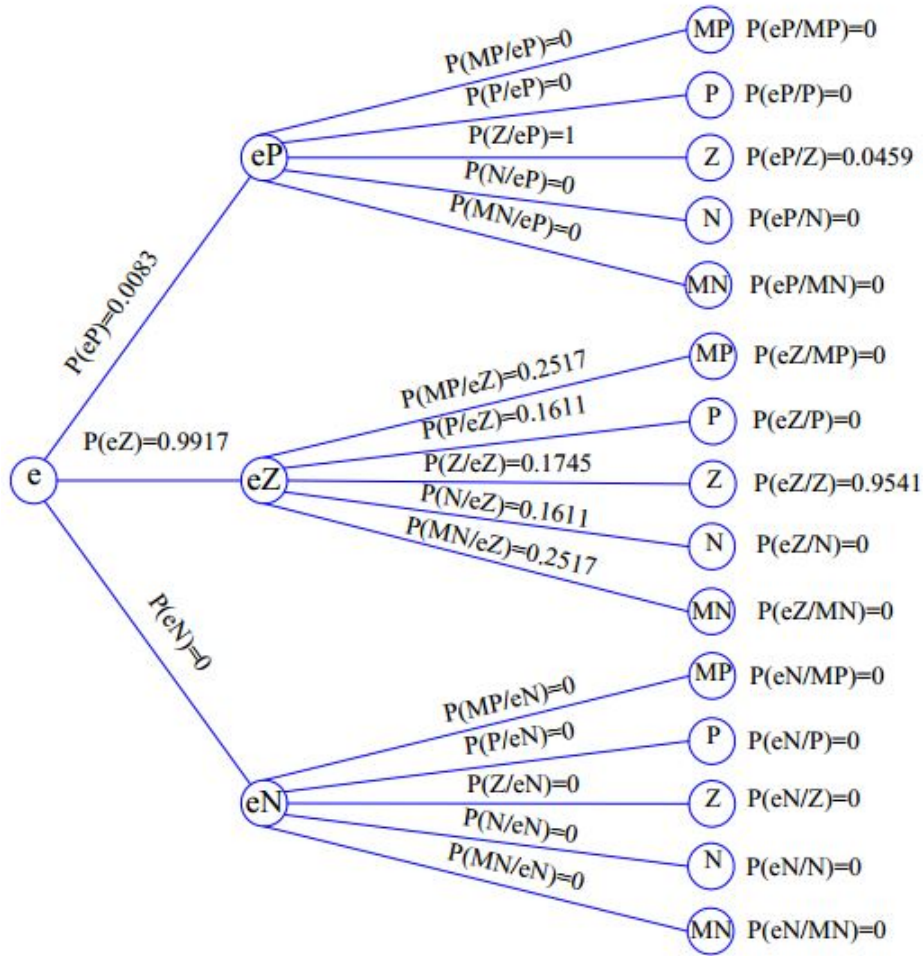


Figura 27: Red Bayesiana Error – Control Salida Senoidal.

5.3 Análisis de Desempeño del Controlador Bayesiano Difuso

Se puede evaluar el desempeño del controlador con los indicadores (IAE, ISE, ITAE, ITSE) descritos en la sección 2.3, los mismos que en base a la integral del error indican la eficacia del control. En la Tabla 5 a continuación se puede verificar el ligero cambio de los índices de desempeño del controlador Fuzzy por Redes Bayesianas, que por los pequeños cambios de las reglas difusas provoca un cambio en la actuación del control.

Tabla 5: Comparación de desempeño de los Controladores.

Indicadores de Desempeño	Control Fuzzy	Control Fuzzy con BN
IAE	3.527	3.525
ISE	11462.61	11462.501
ITAE	26.2769	26.2538
ITSE	311.7675	311.5687

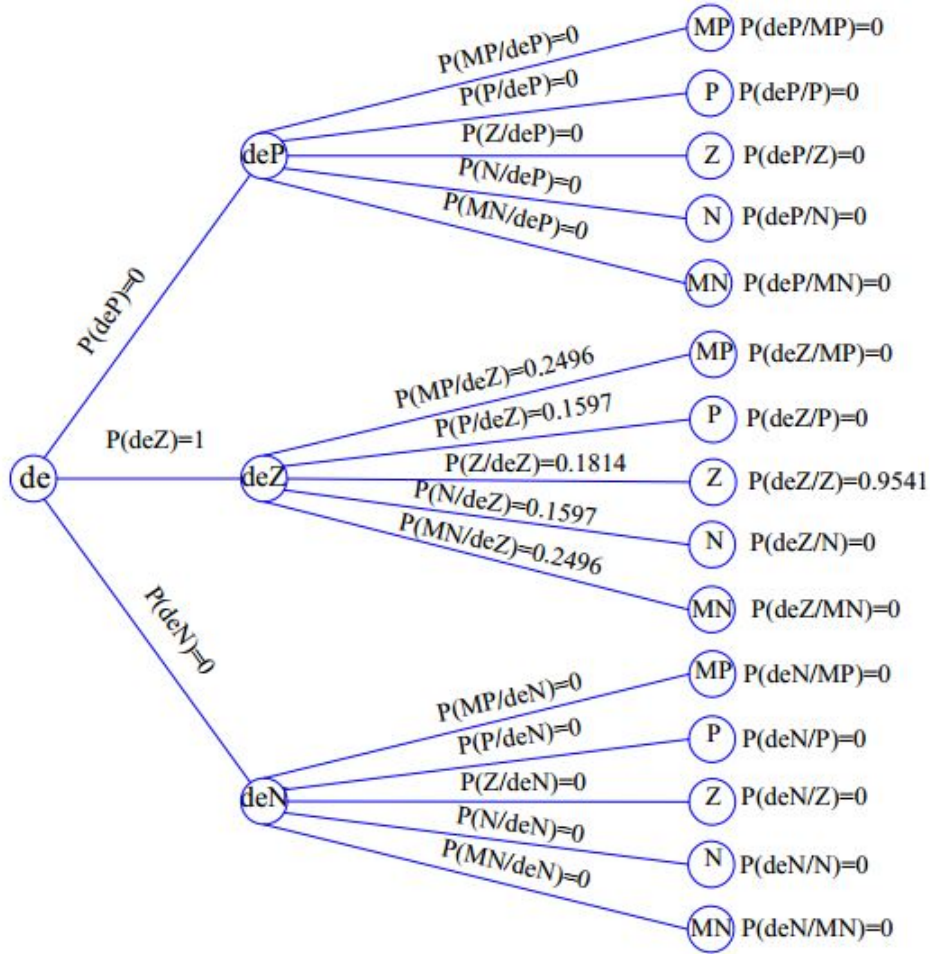


Figura 28: Red Bayesiana Derror – Control Salida Senoidal.

5.4 Test de Wilcoxon - Control Fuzzy vs Control Fuzzy por Redes Bayesianas

Para poder determinar de forma estadística y eficiente el desempeño de un controlador, no basta con realizar solo una simulación sino en base al Test de Wilcoxon descrito en la sección 2.4 se puede hacer una comparativa de valores de IAE y determinar si el controlador Fuzzy por Redes es mejor que el control Fuzzy convencional. En este test se realiza 35 simulaciones con diferentes valores de SetPoint con el objetivo de tener de comprobar la veracidad de las hipótesis que se anuncian a continuación:

- H_o : Los IAE de los dos controles son iguales en el proceso de control de Velocidad.
 $Media(\text{IAE Fuzzy})=Media(\text{IAE Fuzzy BN})$
- H_a : El IAE del Control Fuzzy, es mayor al Fuzzy por Redes Bayesianas.
 $Media(\text{IAE Fuzzy})>Media(\text{IAE Fuzzy BN})$

Se añade en la simulación del Motor DC, los bloques de valor absoluto e integral con el objetivo de obtener el valor de IAE con diferentes valores de SetPoint tal como se indica en la Figura 29.

En la Tabla 6, se indican todos los resultados obtenidos del Test, mediante el algoritmo para más de 25 muestras, en donde se obtienen los valores de IAE de cada controlador, se realiza la comparación de las diferencias y se establece los rangos de orden tomando en cuenta las ligaduras, todo para el calculo del estadígrafo T tal como se indica en la sección 2.4.

Tabla 6: Test de Wilcoxon para datos pareados, en el proceso de Control de Velocidad Motor DC.

TEST DE WILCOXON PARA DATOS PAREADOS, EN EL PROCESO DE CONTROL DE VELOCIDAD MOTOR DC									
HIPÓTESIS		Ho:			Media(IAE F)=Media(IAE F. BN)				
		Ha:			Media(IAE F)>Media(IAE F.BN)				
n	IAE F	IAE F.BN	DIFERENCIA.	RAN. ASIG.	T+	T-	LIGA.	DIF. ORD.	RAN.DE ORD.
1	3,527	3,525	0,002	12	12		5	0,001	1
2	3,392	3,391	0,001	5	5		5	0,001	2
3	3,731	3,730	0,001	5	5		5	0,001	3
4	3,664	3,662	0,002	12	12		5	0,001	4
5	3,596	3,594	0,002	12	12		5	0,001	5
6	3,324	3,323	0,001	5	5		5	0,001	6
7	2,713	2,712	0,001	5	5		5	0,001	7
8	2,374	2,373	0,001	5	5		5	0,001	8
9	3,086	3,085	0,001	5	5		5	0,001	9
10	3,799	3,798	0,001	5	5		12	0,002	10
11	3,930	3,830	0,100	34	34		12	0,002	11
12	3,789	3,756	0,033	31	31		12	0,002	12
13	3,657	3,546	0,111	35	35		12	0,002	13
14	3,789	3,745	0,044	32	32		17	0,003	14
15	3,234	3,225	0,009	27	27		17	0,003	15
16	3,278	3,275	0,003	17	17		17	0,003	16
17	2,897	2,893	0,004	22	22		17	0,003	17
18	3,456	3,452	0,004	22	22		17	0,003	18
19	3,635	3,634	0,001	5	5		17	0,003	19
20	3,456	3,455	0,001	5	5		22	0,004	20
21	3,234	3,231	0,003	17	17		22	0,004	21
22	3,765	3,759	0,006	26	26		22	0,004	22
23	3,231	3,229	0,002	12	12		22	0,004	23
24	3,456	3,452	0,004	22	22		22	0,004	24
25	3,234	3,231	0,003	17	17			0,005	25
26	3,785	3,756	0,029	30	30			0,006	26
27	3,563	3,489	0,074	33	33			0,009	27
28	3,134	3,131	0,003	17	17		29	0,022	28
29	3,089	3,086	0,003	17	17		29	0,022	29
30	3,045	3,041	0,004	22	22			0,029	30
31	3,012	3,009	0,003	17	17			0,033	31
32	3,056	3,034	0,022	29	29			0,044	32
33	3,678	3,656	0,022	29	29			0,074	33
34	3,234	3,229	0,005	25	25			0,100	34
35	3,986	3,982	0,004	22	22			0,111	35

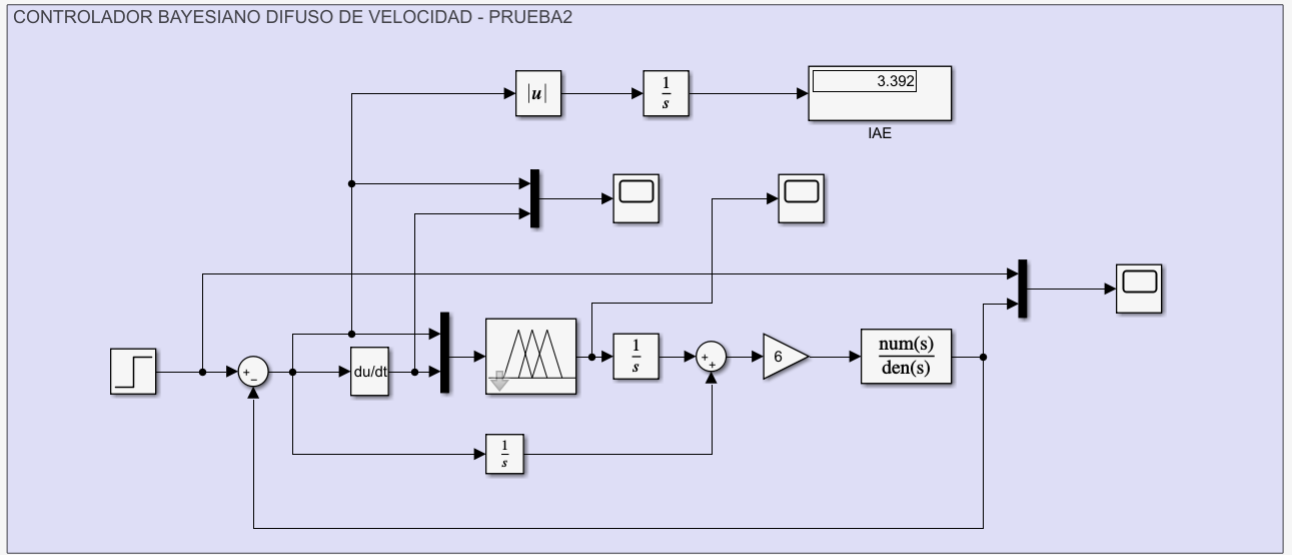


Figura 29: Diagrama de bloques Simulink para IAE.

La Tabla 7, indica la interpretación del Test, en donde se toma en cuenta la suma de los rangos de las diferencias positivas $T+$ y negativas $T-$, con el objetivo de determinar el indicador estadístico T y utilizando la ecuación 6 se puede tomar la decisión del Test mediante el nivel de confianza asignado Z_a . Como $Z \geq Z_a$ se acepta la hipótesis H_a por ende el controlador Fuzzy por Redes Bayesianas es mejor que el controlador Fuzzy ordinario o convencional, ya que logra disminuir la pérdida de energía del sistema.

Tabla 7: Interpretación de los resultados del Test de Wilcoxon en el proceso de Control de Velocidad Motor DC.

Total T+		636
Total T-		0
T=min(T+,T-)		636
Z		5,257704895
Nivel de confianza del 95 % (Z_a)		1,96
Decisión	$Z \leq Z_a$	Se acepta la H_0
	$Z > Z_a$	Se acepta la H_a
Interpretación		Como el IAE del Control Fuzzy, es mayor al IAE del Fuzzy por Redes Bayesianas, se concluye que el control Fuzzy por BN es mejor, pues logra disminuir pérdida de energía en el sistema.

6 Conclusiones

- En la Tabla 4, describe la mejora de los parámetros del controlador con el uso de las Redes Bayesianas y con el Test de Wilcoxon descrito en la Sección 5.4 se comprueba que mejora el desempeño del mismo en las características de sobrepico, error de estado estacionario, tiempo de establecimiento e indicadores de desempeño basados en la integral del error, lo que se concluye que esta estrategia mejora los controladores difusos.
- La Redes Bayesianas son una herramienta eficaz para la resolución de problemas o procesos de información incierta, ya que toma como herramienta, los datos característicos del proceso para generar probabilidades que puede influir en las decisiones o en la mejor resolución del problema.
- Esta herramienta permite modificar las reglas difusas conforme al análisis de probabilidades que se generen en el proceso, como también se podría modificar las funciones de membresía conforme a una retroalimentación de las redes bayesianas en conclusión, se puede generar una gran variedad de información conforme a las modificaciones que el programador realice, estas pueden ser cambios de rangos, métodos de defuzzificación con el objetivo de tener más datos y modificar el comportamiento del controlador.
- Se puede utilizar las Redes Bayesianas para el mejoramiento de otros tipos de controladores como los PID, ya que se podría tomar como parámetro los valores de las constantes y saber que ocurre si aumento o disminuyo la misma y sacar las probabilidades condicionadas con el efecto de esta variación sobre el sistema de control.
- Los índices de desempeño, otorgan una información bastante relevante del controlador diseñando, como es el ahorro energético, la optimización y el comportamiento del controlador ante una robustez. Se pudo apreciar que el uso de las Redes Bayesianas, producen un ligero cambio positivo en los índices, lo que indica que esta variable también se podría utilizar para generar más información y mejorar el comportamiento del controlador.
- El Test de Wilcoxon se utilizo para la comparación de los IAE de cada controlador y poder determinar cual es el más eficiente u óptimo en el caso de la disminución de pérdida de energía. Pero se puede utilizar el mismo Test para hacer otras comparativas como los otros indicadores de desempeño, sobrepico o tiempos de establecimiento ya que se puede implementar para la comparación de variables cualitativas y cuantitativas.

7 Agradecimientos

Expreso mis más profundos agradecimientos a la Universidad Politécnica Salesiana - UPS, en especial al personal docente de la Maestría en Electrónica y Automatización (META) por el apoyo de sus conocimientos que fueron indispensables para el desarrollo de esta Investigación. También deseo expresar mi agradecimiento al Ingeniero William Montalvo por su apoyo incondicional por el desarrollo y mejoramiento de este trabajo.

Referencias

- [1] H. E. E. Cuchango, L. C. M. Laguado, and J. J. O. Méndez, “Diseño y simulación de un controlador difuso para un motor dc basado en relaciones booleanas,” *Diseño y simulación de un controlador difuso para un motor dc basado en relaciones booleanas*, vol. 4, no. 1, pp. 12–22, 2010.
- [2] Y. Huang and S. Yasunobu, “General practical design method for fuzzy PID control from conventional PID control,” *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, vol. 2, pp. 969–972, 2000.
- [3] H. J. Live, H. B. Wang, X. M. Zhu, Z. H. Shen, and J. Y. Chen, “Simulation research of fuzzy auto-tuning PID controller based on matlab,” *Proceedings - 2017 International Conference on Computer Technology, Electronics and Communication, ICCTEC 2017*, pp. 180–183, 2017.
- [4] M. Santos and C. Universitaria, “Fuzzy-PID Controllers vs. Fuzzy-PI Controllers,” no. 34, pp. 1598–1604.
- [5] L. Hamed, Khandan; Caro, “TACTILE BASED FUZZY-BAYESIAN CONTROLLER FOR PROSTHETIC HAND,” pp. 27–30, 2008.
- [6] H. Xue, J. Zhou, Z. Chen, and Z. Li, “Real-Time Diagnosis of an In-Wheel Motor of an Electric Vehicle Based on Dynamic Bayesian Networks,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 114685–114699, 2019.
- [7] J. Lehtoranta and H. N. Koivo, “Fault diagnosis of induction motors with dynamical neural networks,” *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 3, pp. 2979–2984, 2005.
- [8] G. Yu and L. Zhang, “An Intelligent Approach for Bearing Fault Diagnosis Based on Bayesian Networks and Alpha-Stable Distribution,” *Proceedings - 2015 International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, CICN 2015*, vol. 0, no. 3, pp. 76–78, 2016.
- [9] M. J. Vargas-Munoz, R. Martinez-Pelaez, P. Velarde-Alvarado, E. Moreno-Garcia, D. L. Torres-Roman, and J. J. Ceballos-Mejia, “Classification of network anomalies in flow level network traffic using Bayesian networks,” *2018 28th International Conference on Electronics, Communications and Computers, CONIELECOMP 2018*, vol. 2018-January, pp. 238–243, 2018.
- [10] Y. Gong and Y. Wang, “Application research on bayesian network and D-S evidence theory in motor fault diagnosis,” *Proceedings - 2013 6th International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems, ICINIS 2013*, pp. 240–243, 2013.
- [11] A. Lakehal, A. Ramdane, and F. Tachi, “A Bayesian network tool for improving the fault prediction of electrical asynchronous machine,” in *58th Annual International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University, RTUCON 2017 - Proceedings*, vol. 2017-Novem, pp. 1–5, 2017.
- [12] M. Muruganandam and M. Madheswaran, “Modeling and simulation of modified fuzzy logic controller for various types of DC motor drives,” *2009 International Conference on Control Automation, Communication and Energy Conservation, INCACEC 2009*, no. June, pp. 1–6, 2009.
- [13] J. Fiser, P. Zitek, and V. Kucera, “IAE optimization of delayed PID control loops using dimensional analysis approach,” *ISCCSP 2014 - 2014 6th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing, Proceedings*, pp. 262–265, 2014.
- [14] F. J. Vargas, M. E. Salgado, and E. I. Silva, “Optimal design of ripple-free deadbeat controllers based on an ITSE index,” *18th Mediterranean Conference on Control and Automation, MED’10 - Conference Proceedings*, pp. 401–406, 2010.
- [15] O. Wahyunggoro, H. Wibawa, and A. I. Cahyadi, “Speed control simulation of DC servomotor using hybrid PID-fuzzy with ITAE polynomials initialization,” *Proceedings - 2017 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications: Emerging Trends In Computational Science and Engineering, IC3INA 2017*, vol. 2018-January, no. 1, pp. 95–99, 2017.

- [16] R. A. Sanchez Turcios, "Prueba de Wilcoxon-Mann-Whitney: mitos y realidades," *Rev Mex Endocrinol Metab Nutr*, vol. 2, pp. 18–21, 2015.
- [17] Z. Tir, O. Malik, M. A. Hamida, H. Cherif, Y. Bekakra, and A. Kadrine, "Implementation of a Fuzzy Logic Speed Controller For a Permanent Magnet DC Motor Using a LowCost Arduino Platform," *2017 5th International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes, ICEE-B 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1–4, 2017.
- [18] R. G. Chougale and C. R. Lakade, "Regenerative braking system of electric vehicle driven by brushless DC motor using fuzzy logic," *IEEE International Conference on Power, Control, Signals and Instrumentation Engineering, ICPCSI 2017*, pp. 2167–2171, 2018.
- [19] N. Johnson, K. J. Mohan, K. E. Janson, and J. Jose, "Optimization of incremental optical encoder pulse processing," *Proceedings - 2013 IEEE International Multi Conference on Automation, Computing, Control, Communication and Compressed Sensing, iMac4s 2013*, no. 1, pp. 769–773, 2013.
- [20] N. Donjaroennon, S. Nuchkum, and U. Leeton, "Mathematical model construction of DC Motor by closed-loop system Identification technique Using Matlab/Simulink," *Proceeding of the 2021 9th International Electrical Engineering Congress, iEECON 2021*, pp. 289–292, 2021.
- [21] R. Youssef and P. Hui, "Identification of a system and fault tolerant control system by RBF-ARX-sliding mode," *2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering, ICCAE 2010*, vol. 1, pp. 430–434, 2010.
- [22] H. Bedoui, M. Maraoui, and K. B. Othman, "Fault detection and isolation of nonlinear systems designed by ARX-Laguerre model," *Proceedings - 2017 International Conference on Engineering and MIS, ICEMIS 2017*, vol. 2018-January, pp. 1–5, 2018.
- [23] A. El Anes, K. Bouzrara, T. Garna, and H. Messaoud, "Expansion of MIMO ARX model on Laguerre orthonormal bases," *2013 International Conference on Electrical Engineering and Software Applications, ICEESA 2013*, no. 2, 2013.
- [24] I. Awaludin, R. Ibrahim, and K. S. Rao, "Conventional ARX and artificial neural networks ARX models for prediction of oil consumption in Malaysia," *2009 IEEE Symposium on Industrial Electronics and Applications, ISIEA 2009 - Proceedings*, vol. 1, no. Isiea, pp. 23–28, 2009.
- [25] K. Ogata, *Ingenía de control moderna*. 2010.
- [26] G. Lippens, L. Knockaert, and D. De Zutter, "Model reduction of ill-conditioned systems: Second order vs. first order reductions," pp. 92–97, 2007.
- [27] W. D. Vallejos, "Standalone photovoltaic system, using a single stage boost DC/AC power inverter controlled by a double loop control," *2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America, ISGT Latin America 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 1–6, 2017.
- [28] H. Zhang and C. Li, "Simulation and evaluation of PID control and fuzzy control," *Proceedings - International Conference on Electrical and Control Engineering, ICECE 2010*, pp. 1907–1910, 2010.
- [29] J. De La Cruz-Alejo and M. T. Loya-Escalante, "Diseño de un control difuso tipo Mamdani para regular la temperatura de una Acuario tipo tropical," *Revista del Diseño Innovativo*, vol. 3, no. 8, pp. 1–9, 2019.
- [30] C. C. Lin, L. Yao, and C. H. Chou, "A gain-adjusted fuzzy PI/PD adaptive controller based on the accumulated genetic algorithm," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 513–518, 2005.
- [31] R. Deventer, "Bayesian Controller Versus Traditional Controllers," *International Conference on Computational Intelligence for Modelling Control and Automation*, vol. 1, no. July, pp. 1–13, 2003.
- [32] H. Zhang, Y. Jiang, X. Jiao, X. Song, W. N. Hung, and M. Gu, "Reliability analysis of PLC systems by Bayesian Network," *Proceedings of the 2012 IEEE 6th International Conference on Software Security and Reliability, SERE 2012*, pp. 283–290, 2012.

8 Biografía



René Pazmiño. (Estudiante, UPS) nació en Quito, 13 de junio de 1992. Se graduó en la Universidad de la Fuerzas Armadas – ESPE de Ingeniería Mecatrónica. Su experiencia laboral radica en el área de mantenimiento en empresas como Alimentos Superior, Orangine, COMPEL, Sismode en donde ha desarrollado varios proyectos de Automatización Industrial. En el año 2020 inicia su carrera de docente desempeñando diferentes labores en el Ministerio de Educación.



William Montalvo. (Investigador, UPS). Ingeniero Electrónico en Automatización y Control, Magister en Automatización y Control Electrónico Industrial por la Escuela Politécnica Nacional – EPN. Actualmente forma parte del Grupo de Investigación (GIECA) de la Universidad Politécnica Salesiana – UPS.