

Red de Investigación Estudiantil de la Universidad del Zulia
Revista Venezolana de Investigación Estudiantil

REDIELUZ

Sembrando la investigación estudiantil

Vol. 14 N° 1

Enero - Junio 2024



ISSN: 2244-7334
Depósito Legal: pp201102ZU3769



VAC

Universidad del Zulia
Vicerrectorado Académico

CONTROL ÓPTIMO LINEAL BASADO EN ALGORITMOS GENÉTICOS PARA LA REGULACIÓN DE FLUJO EN UN BANCO DE PRUEBAS PILOTO

Optimal linear control based on genetic algorithms for flow regulation in a pilot test bank.

Gustavo Colmenarez¹, Kenneth Rosillon²

¹Universidad Privada Dr. Rafael Beloso Chacín; ²Universidad del Zulia

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0172-3828>

gustavo_colmenarez@hotmail.com kennethrosillono@gmail.com

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo principal proponer un controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos para la regulación de flujo en un banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas del laboratorio de instrumentación y control de la Escuela de Ingeniería Mecánica en la Universidad del Zulia. La misma estuvo sustentada teóricamente por (Ogata K. , 1996), (Ogata K. , 2010), (Aström & Hägglund, 2009), (Ljung, 1998), (Holland, 1992), (Mitchell, 1996), (Goldberg, 1989), para la variable de estudio: Controlador Óptimo Lineal basado en Algoritmos Genéticos. La metodología utilizada en la investigación fue descriptiva de diseño no experimental. La investigación estuvo constituida por cuatro fases. Inicialmente la Descripción del funcionamiento del banco de pruebas piloto, seguidamente Modelado matemático del proceso de flujo en el banco de pruebas piloto, luego el Diseño de un controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos y finalmente Validación mediante simulaciones el comportamiento del control óptimo lineal basado en algoritmos genéticos. Como resultados se obtuvieron en cuanto a la identificación de sistemas y determinación del modelo matemático, que el sistema se ajustó en su dinámica a la estructura BJ11220 siendo un sistema de segundo orden arrojando aproximadamente 82.77% de ajuste. Así mismo se adaptó la estructura del algoritmo genético simple para la sintonización de los parámetros de cálculo del control óptimo lineal dando como resultado que el sistema converge a una solución óptima en un tiempo acotado. Finalmente estos resultados fueron cotejados con varias arquitecturas de control diseñadas para el banco de pruebas donde se obtuvieron resultados satisfactorios al mostrarse una respuesta más

rápida y con menor error en todos los casos.

Palabras clave: Algoritmos Genéticos, Banco de Pruebas, Control Óptimo Lineal, Flujo, Optimización Multiobjetivo.

ABSTRACT

The main objective of this research was to propose a linear optimal controller based on genetic algorithms for flow regulation in a pilot test bench for pneumatic valves of the instrumentation and control laboratory of the School of Mechanical Engineering at the University of Zulia. It was theoretically supported by (Ogata K., 1996), (Ogata K., 2010), (Aström & Hägglund, 2009), (Ljung, 1998), (Holland, 1992), (Mitchell, 1996), (Goldberg , 1989), for the study variable: Linear Optimal Controller based on Genetic Algorithms. The methodology used in the research was descriptive, non-experimental design. The research consisted of four phases. Initially the Description of the operation of the pilot test bench, followed by Mathematical modeling of the flow process in the pilot test bench, then the Design of a linear optimal controller based on genetic algorithms and finally Validation through simulations of the behavior of the linear optimal control based on genetic algorithms. The results were obtained regarding the identification of systems and determination of the mathematical model, that the system adjusted in its dynamics to the BJ11220 structure, being a second order system yielding approximately 82.77% adjustment. Likewise, the structure of the simple genetic algorithm was adapted to tune the calculation parameters of the linear optimal control, resulting in the system converging to an optimal solution in a limited time. Finally, these results were compared with several control architectures designed for the test bench where satisfactory results were obtained

by showing a faster response and with less error in all cases.

Keywords: Genetic Algorithms, Test Bench, Linear Optimal Control, Flow, Multi-objective Optimization.

Recibido: 30-01-2024 Aceptado: 07-02-2024

INTRODUCCIÓN

La tecnología necesaria para lograr la optimización de los procesos industriales se ha venido desarrollando de manera vertiginosa, actualmente, estos procesos están en su mayoría automatizados, razón por la cual el estudio de los sistemas de control y automatización ha evolucionado elevando la eficiencia en la regulación de las diversas variables que componen a un sistema y con ello bajando el costo y aumentando la calidad de los bienes generados.

Los sistemas de control y automatización han pasado desde hace algunas décadas de ser una tecnología analógica a adaptarse a la era digital delegando su actuación a computadoras, controladores programables entre otros dispositivos que permiten una regulación más precisa de los procesos. Esta evolución también ha mejorado los instrumentos de medición y actuación logrando bajar los tiempos de respuestas mejorando el control.

Debido a que los requerimientos empresariales en cuanto a las necesidades de control de sistemas complejos, se han elaborado bancos de prueba en los cuales se puedan desarrollar estudios y ensayos de los esquemas de control y automatización que serán utilizados a una mayor escala. Esto permite bajar los costos de desarrollo de nuevos tipos de control a la vez que se protege los procesos y a las personas ya que se trabaja en condiciones controladas y seguras.

De este modo se plantea en la investigación proponer un controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos para la regulación del flujo en un banco de pruebas piloto de válvulas neumáticas que permita mejorar el control de la variable en cuanto a su respuesta, tanto en su etapa transitoria como estacionaria. En síntesis, la presente investigación está constituida por tres secciones.

La primera sección contiene la metodología empleada, tipo de investigación, su diseño, la unidad de análisis objeto de estudio, las técnicas e instrumentos para recolectar datos utilizados y el proce-

dimiento o fases de la investigación a desarrollar. La segunda sección es donde se muestran los resultados de la investigación y en la tercera se discuten estos resultados, para cerrar con las referencias bibliográficas consultadas.

METODOLOGÍA

La presente investigación es descriptiva (Hernández, Fernández, & Baptista, 2010), catalogada como proyecto factible no experimental con el banco de pruebas piloto como unidad de análisis (Balestrini, 2002) (Gómez, 2006). Se empleó la observación documental bibliográfica apoyada en diferentes textos, artículos (Chen, Zheng, & Wang, 2012), (Ghoreishi & Nekoui, 2012), (Dchich, Zaafour, & Chaari, 2015), (Kukreti, Walker, Putman, & Cohen, 2015), (Nagarkar & Vikhe, 2016), e investigaciones documentadas con anterioridad (Rosillon, 2014), (Pallela & Martins, 2012). Así mismo, se empleó la técnica entrevista no estructurada basada en las conversaciones con los ingenieros que desarrollaron controladores en investigaciones anteriores. (Sabino, 2007).

Para la descripción del proceso de flujo en el banco de pruebas piloto se hizo una revisión bibliográfica (Soto, 2012), acerca los elementos que lo componen como válvulas de control (Zubicaray, 2000), placa orificio (Creus, 1997), sistema de tuberías (Çengel & Cimbala, 2006), Relés (Gurevich, 2006), así como su configuración y sistemas de control (Rosillon, 2014). Se emplearon diagramas P&ID para mostrar de una manera gráfica la interrelación de sus elementos.

Se justificó el diseño de un controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos al considerar que puede mejorar la respuesta del sistema en comparación a las falencias en los diversos esquemas de control antes.

Con el proceso definido fue posible avanzar a la obtención de un modelo matemático del mismo, justificando su modelado a través de técnicas de identificación de sistemas (Ljung, 1998), debido a las perturbaciones, comportamientos no lineales y degradación en los elementos del banco de pruebas, características que degeneran la fiabilidad de los modelos matemáticos obtenidos mediante la utilización de relaciones matemáticas de los elementos que constituyen al sistema.

Una vez justificado se realizó la identificación del sistema mediante la utilización de data de entrada-salida tomada del banco de pruebas para luego

elegir el mejor modelo derivado de las pruebas de diversas estructuras paramétricas. (Söderström & Stoica, 1989).

El siguiente paso fue diseñar el controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos, mediante el establecimiento de los criterios necesarios para la obtención de las matrices óptimas, \hat{A} y \hat{B} . Así mismo se describió la estructura del algoritmo y las etapas necesarias para la consecución de los parámetros de diseño óptimos. (Mitchell, 1996).

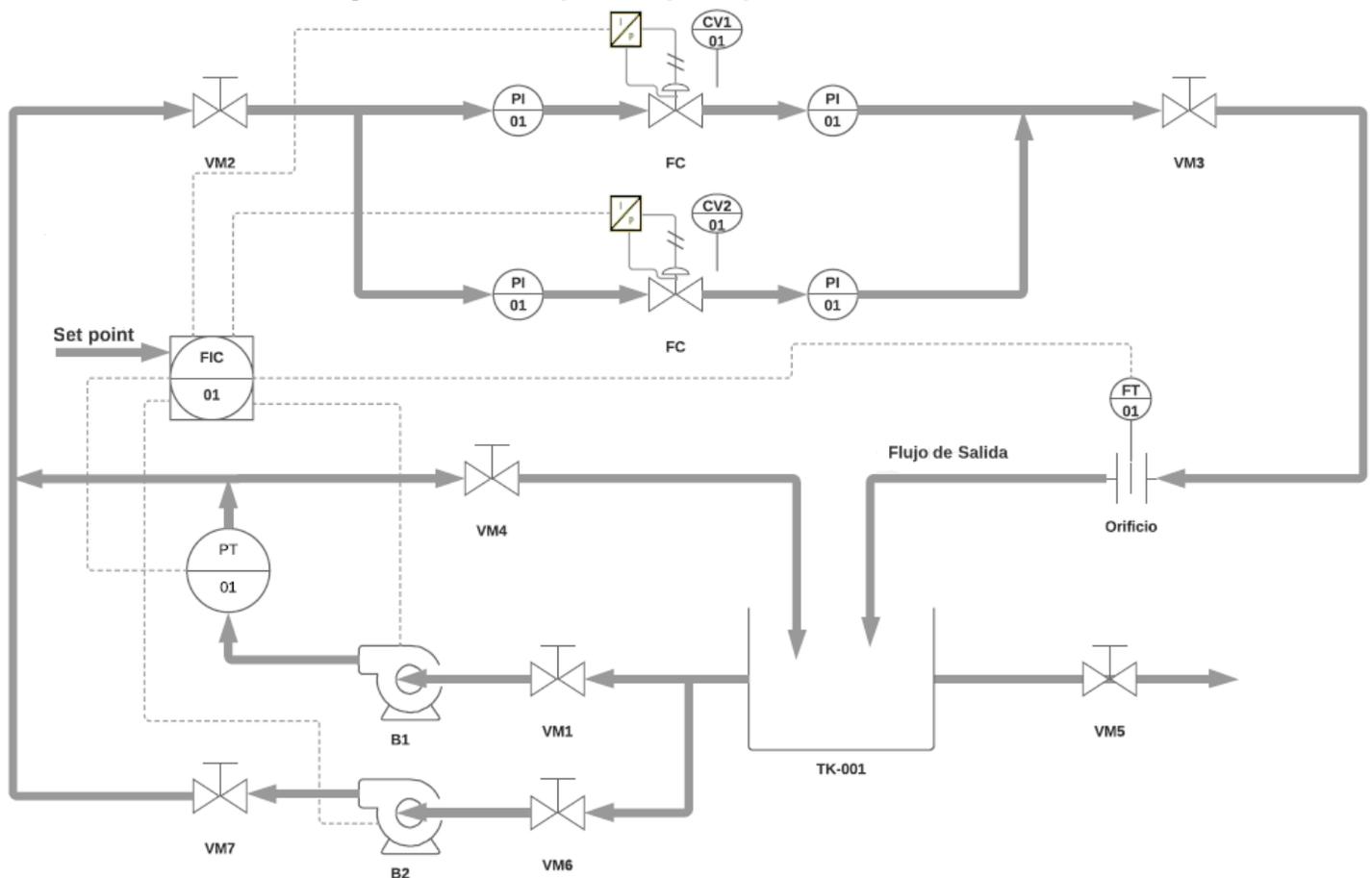
Luego se procedió a la validación del controlador mediante la simulación de su comportamiento en comparación con la respuesta frente a otros esquemas de control empleados en el banco de pruebas piloto.

RESULTADOS

El proceso se describe en función a los elementos que conforman el banco de pruebas piloto y

su configuración. El sistema consta de un tanque abierto TK-001, conectado a una red de tuberías con siete válvulas manuales VM1, VM2, VM3, VM4, VM5, VM6 y VM7, dos bombas centrífugas en paralelo, dos válvulas CV1 y CV2, de control y perturbación respectivamente, cuenta con una placa orificio para la medición de flujo a través de presión diferencial y un transmisor de presión. El accionamiento de las válvulas de control y perturbación se realiza a través de señales que provienen de un panel de control en el estándar 4-20 mA, luego son convertidas a señales neumáticas 3-15 psig utilizando convertidores I/P. El transmisor de presión diferencial cuenta con un rango de 0 a 1500 pulgadas de agua, este rango es estandarizado a 4-20 mA y luego transformado a voltaje 1-5V, la señal es transmitida al panel de control donde se centraliza toda la información para su almacenamiento, control y supervisión.

Figura 1. Banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas.



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

El banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas mostrado en la Figura 1, presenta algunas particularidades que evitan el control eficiente del flujo, si bien es cierto que el proceso puede ser controlado por estrategias clásicas como el PID usando un modelo linealizado, también es conocido, que debido a perturbaciones, comportamientos no lineales y degradación en los elementos del banco de pruebas, la regulación se salga de los parámetros de control calculados y no cumpla con los requerimientos de desempeño deseados. Lo anteriormente mencionado abre la posibilidad de diseñar un control óptimo lineal basado en algoritmos genéticos como una manera de solventar estos inconvenientes a través de la búsqueda de parámetros

óptimos que se adapten a las no linealidades del sistema.

Para desarrollar el controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos es necesario contar con el modelo en espacio de estados del proceso, por lo cual, se procede a obtener un modelo mediante identificación de sistemas a través de la utilización de estructuras paramétricas, dando como resultado el modelo derivado de la estructura BJ11220, el cual cuenta con un ajuste del 82.77%. La función de transferencia luego es convertida en su representación en espacio de estados. En el cuadro 1 se muestra el resumen del modelo seleccionado para el desarrollo del controlador.

Tabla 1. Resumen del modelo seleccionado para el diseño del controlador

Método	Orden	Función de transferencia	
		Discreta	Continua
		$G(z) = \frac{0.3149z^2}{z^2 - 1.853z + 0.8734}$	$G(s) = \frac{0.08451s^2 + 0.7462s + 1.647}{s^2 + 0.3s + 0.1093}$
BJ	11220	Modelo en Espacio de Estados continuo	
		$\dot{x}(t) = [-0.3 \quad -0.1093 \quad 1 \quad 0]x(t) + [1 \quad 0]u(t)$ $y(t) = [0.7208 \quad 1.6378]x(t) + [0.0845]u(t)$	

Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la Tabla 1 se muestra un resumen del modelo derivado de la estructura BJ 11220 en sus distintas representaciones tanto en discreto como en continuo, así como su representación en espacio de estados, siendo esta última la necesaria para el diseño del controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos.

Es importante mencionar que el modelo en espacio de estados fue obtenido mediante la realización de la función de transferencia continua y esta a su vez mediante la conversión de la función de transferencia discreta a continuo usando la transformación bilineal.

En el diseño de controladores LQR se debe minimizar una función de costos cuadrática J , esta función contiene dos matrices Q y R las cuales funcionan como elementos que permiten la penalización de la actuación ya sea de los estados o de la señal de control (Anderson & Moore, 1989). Uno de los inconvenientes al momento de diseñar los

controladores LQR es precisamente la definición de los elementos de estas matrices, generalmente su selección se hace mediante prueba y error, siendo un método ineficiente que puede dejar como resultado un controlador con una pobre sintonización y por ende un mal comportamiento del sistema controlado.

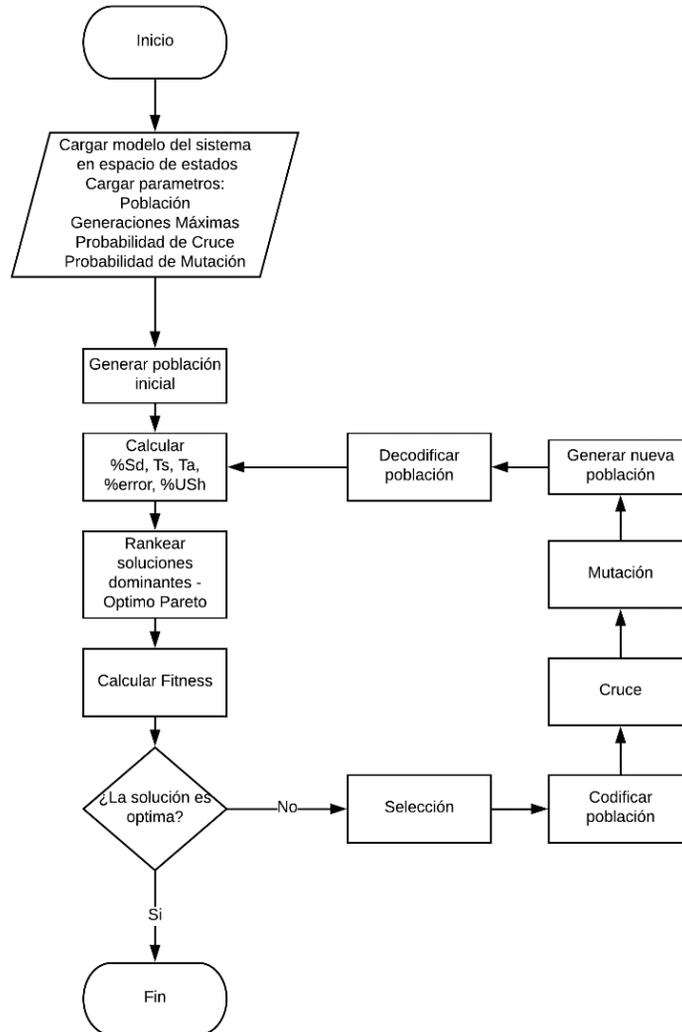
Es por esto por lo que en la investigación se propone encontrar los elementos de las matrices Q y R a través de una búsqueda no lineal utilizando para ello algoritmos de carácter evolutivos, específicamente algoritmos genéticos que permiten encontrar una solución a problemas complejos donde el espacio de búsqueda sea muy amplio en un tiempo aceptable.

El ajuste de los parámetros del controlador óptimo lineal se realiza mediante la utilización de un algoritmo genético simple con ciertas modificaciones para adaptar su estructura a las ecuaciones del control óptimo lineal y así conseguir los parámetros

Q, R y N. En la figura 2 se muestra un flujograma de las actividades que se realizarán, de forma general, teniendo como objetivo encontrar una ley de control que minimice, de manera conjunta, criterios tales

como, porcentaje de sobrepaso, tiempo de subida, tiempo de asentamiento y error en estado estacionario.

Figura 2. Flujograma del algoritmo genético implementado para el cálculo de Q, R y N



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

Según el flujograma que se muestra en la figura 2, el algoritmo requiere como parámetros de entrada, en primer lugar la representación en espacio de estados del modelo obtenido mediante la identificación de sistemas, luego es necesario definir el tamaño de la población y el número máximo de generaciones que se pueden iterar. También es posible definir el número de bits que son utilizados para codificar a cada individuo de la población.

Debido a que las matrices W y V deben ser semidefinida positiva y definida positiva respectivamente, en este algoritmo se iterara hasta conseguir las matrices W y V tal que $W > 0$ y $V > 0$.

Los individuos de la población están contruidos como un vector contenido de los elementos de las matrices W y V , incluyendo el valor de ajuste N para el seguimiento de la referencia. Considerando n el número de estados del sistema, entonces los individuos de la población quedan definidos como

$$indv = [w_{11} \ w_{12} \ \dots \ w_{1n} \ w_{21} \ w_{22} \ \dots \ w_{2n} \ \dots \ w_{nn} \ v_1 \ \dots \ v_n \ N]$$

La población inicial será generada de manera aleatoria considerando que el espacio de búsqueda de cada elemento, el elemento N de los individuos estará en el rango de hasta, de igual manera el espacio de búsqueda de los elementos se encontrará en el rango de, hasta, para limitar el esfuerzo del control u . Para poder explorar de una manera eficiente todas las posibilidades de solución, la codificación se hará sobre el exponente de la potencia de 10 del valor del individuo.

La función de ajuste del algoritmo genético debe estar compuesta por las características de desempeño deseadas, en este caso los objetivos de desempeño planteados son el porcentaje de sobrepaso (%SD), el tiempo de subida (Tr), el tiempo de asentamiento (Tss), el porcentaje de error en estado estacionario (%Ess) y el porcentaje de undershoot (%USh), los cuales serán calculados utilizando los parámetros Q , R y N de cada individuo en cada generación y contrastados con el valor de ajuste deseado.

Debido a que se cuentan con diversos objetivos a optimizar, se debe tratar el problema de optimización con un algoritmo genético multiobjetivo. Por tanto se utilizará la técnica de ranking de vectores no dominados óptimos Pareto para tratar con la optimización multiobjetivo.

Considerando que el algoritmo genético simple está configurado para tratar con problemas de maximización de la función de ajuste, los vectores de decisión estarán formados de la siguiente manera en cuanto a que serán máximos cuando los valores de los parámetros de diseño tiendan a cero:

$$vd_i = \left[\frac{1}{\%SD_i} \quad \frac{1}{Tr_i} \quad \frac{1}{Tss_i} \quad \frac{1}{\%Ess_i} \quad \frac{1}{\%USh_i} \right]$$

Figura 3. Esquema de codificación binaria usando la técnica de punto fijo



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

La codificación del esquema mostrado en la figura 3, sería de un bit para el signo, dos para la parte entera y $n-3$ para la parte decimal. Este tipo de codificación será empleado en lugar de la codificación de punto flotante en cuanto a que se requiere una menor cantidad de bits (16 bits para el punto fijo, 32 para el punto flotante de precisión sencilla y 64 bits para punto flotante de doble precisión) para su representación, lo que conlleva una mejora en el rendimiento del algoritmo.

El cálculo de los parámetros de diseño se repite para todos los individuos en la población y luego se procede a realizar el ranking, el cual compara todos los vectores de decisión asignando un ranking a los vectores no dominados de manera iterativa. El ajuste será entonces calculado en base al ranking de vectores no dominados de Pareto (Goldberg, 1989). A mayor ranking, se incrementa su probabilidad de ser seleccionado.

La selección es realizada mediante la técnica de ruleta porque permite una mejor exploración del espacio de búsqueda a pesar de su costo computacional. Para realizar la selección se necesita contar con la probabilidad acumulada de los individuos de la población según su ranking óptimo Pareto lo cual requiere un recorrido por toda la población.

Luego se realizan dos bucles adicionales en las cuales se selecciona a los individuos dependiendo de su probabilidad acumulada, siendo esta una función incremental del ajuste. Este tipo de selección permite una convergencia más rápida a la solución óptima.

Para el cálculo de las características de diseño anteriormente mencionadas es necesario contar con los valores en su representación de número decimal. Esta representación no es la adecuada para llevar a cabo las operaciones genéticas de cruceamiento y mutación, por lo tanto, se debe codificar a cada elemento de los individuos de la población en una representación binaria.

La codificación será binaria empleando la técnica de punto fijo, con una cantidad configurable de elementos enteros y decimales. El primer bit indica el signo, luego la cantidad restante de bits se configuran dependiendo de la ubicación del punto fijo.

Para el cruce de los individuos seleccionados se recorre a la población seleccionando de manera secuencial a dos individuos hasta alcanzar a la totalidad población, luego se calcula según la probabilidad de cruce de manera uniforme si deben ser cruzados para generar dos descendientes. Si son seleccionados para su cruce, se elige con probabilidad uniforme tantas posiciones como elementos tenga el vector individuo para realizar su cruce y se procede a intercambiar la información genética de

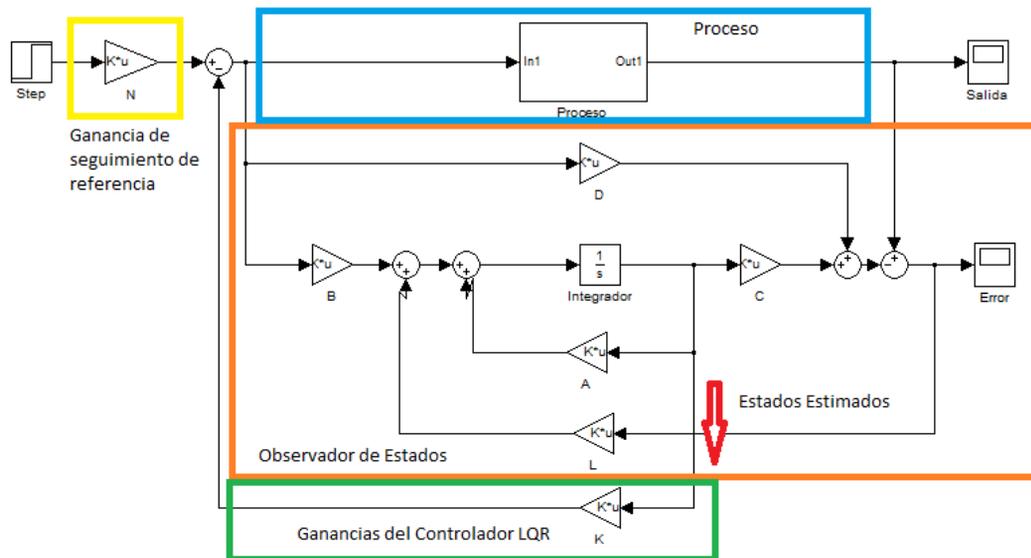
cada elemento de los individuos involucrados. Si no son seleccionados para su cruce, los descendientes pasan a la siguiente generación como una copia de sus padres.

Para la operación de mutación se recorre a todos los alelos o bits de cada individuo de la población y se realiza según la probabilidad de mutación el cambio de su valor actual a su complemento, considerando que mientras sea mayor el número de bit empleados en la representación de cada elemento de los individuos mayor será el tiempo de ejecución de esta parte del algoritmo, por tanto, justificando la utilización de la codificación de punto fijo. Luego de realizar las operaciones genéticas de cruce y mutación se obtiene una nueva población en representación binaria lo que hace necesario su decodificación a representación decimal. La salida del algoritmo serán los parámetros Q , R y N óptimos.

Para el diseño del controlador óptimo lineal basado en algoritmos genéticos es necesario contar con el modelo del proceso en su representación de espacio de estados. La estructura del control óptimo lineal clásica está compuesta de una realimentación de estados multiplicados por un vector de ganancias óptimas calculadas por la minimización de la función objetivo y un parámetro de ajuste para seguimiento de referencia (Friedland, 1986).

Sin embargo, debido a que el modelo se obtiene de manera experimental mediante la identificación de sistemas, no es posible relacionar los estados del modelo matemático obtenido con las variables de estados medibles en el sistema, por lo tanto, es necesario el diseño de un observador para reconstruir los estados a partir de las señales de entrada y salida del proceso y utilizarlos para su retroalimentación mediante la ley de control óptima del LQR. En la figura 4 se muestra el esquema del controlador óptimo lineal junto con el observador.

Figura 4. Esquema del controlador óptimo lineal junto con el observador en Simulink®

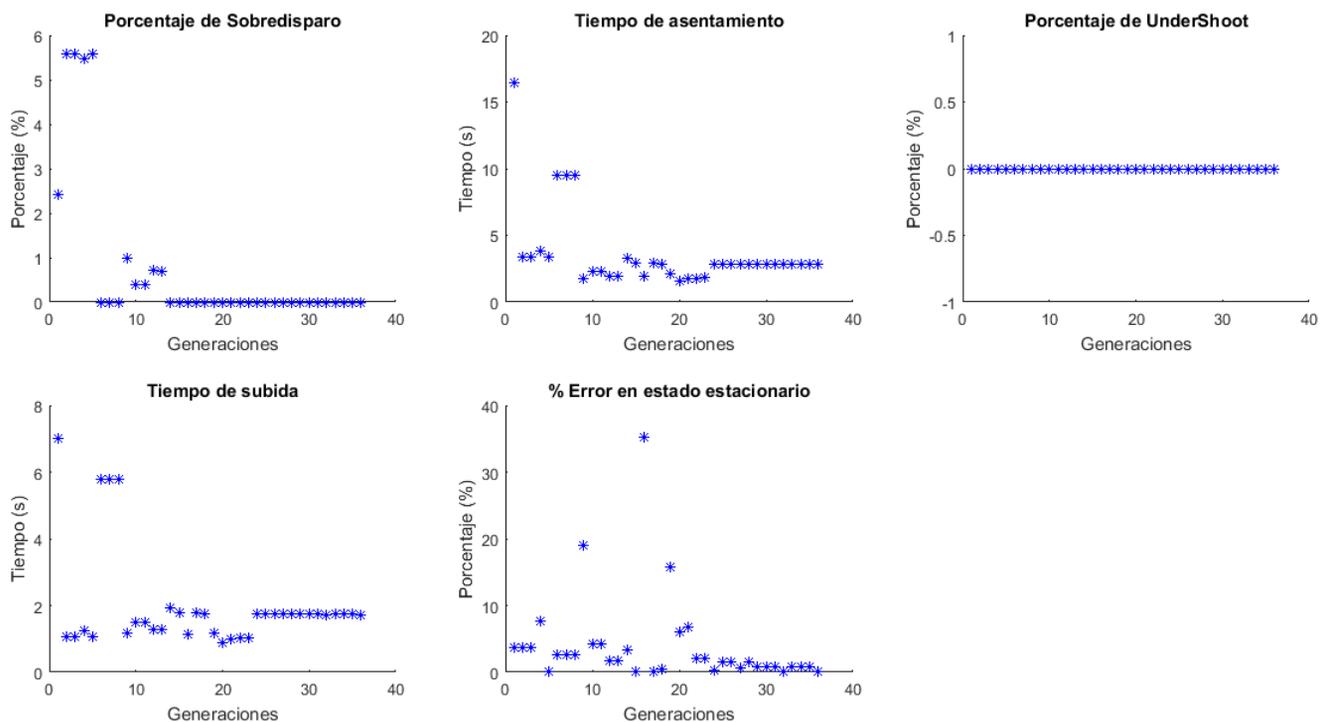


Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la figura 4 se observa el esquema del controlador por realimentación de ganancias (recuadro verde), las cuales son optimizadas mediante la minimización de una función de costos, es decir un regulador lineal cuadrático. Las ganancias del observador (recuadro naranja), son calculadas mediante la ubicación de polos considerando que deben actuar de manera más rápida que el controlador, razón por la cual se diseñan los polos deseados del observador por lo menos diez veces más cercanos al eje imaginario del plano s que los polos del controlador.

Para la minimización de la función de costos del LQR se calculan en primera instancia las matrices Q , R y N , de forma óptima usando el algoritmo genético. Luego se calculan las ganancias óptimas de control K y las ganancias del observador L . En la figura 5 se muestra la optimización de los parámetros de diseño seleccionados tales como el porcentaje de sobrepaso (%SD), el tiempo de subida (T_r), el tiempo de asentamiento (T_{ss}), el porcentaje de error en estado estacionario (%Ess), y porcentaje de Under-shoot (%USh), para un rango de apertura de válvula de 100 a 0%.

Figura 5. Optimización de las características de desempeño del sistema mediante el uso del LQR basado en algoritmos genéticos.



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la figura 5 se observa la gráfica de los parámetros de diseño en relación a las iteraciones generadas, siendo estos derivados de los individuos mejor ajustados, esta gráfica fue obtenida de la corrida del algoritmo genético para la optimización de los parámetros de diseño del LQR.

En ella se muestra como los parámetros de diseño convergen a su valor óptimo a medida que se van obteniendo nuevas generaciones y por lo tanto cumpliendo con el objetivo del algoritmo genético, siempre contando con algunos valores atípicos correspondientes a la no linealidad de la búsqueda de los valores óptimos.

Cabe destacar que la optimización se realizó con un máximo de 100 generaciones, una probabilidad de cruce de 0.7 y una probabilidad de mutación de 0.01 mostrando una convergencia para un porcentaje de sobrepaso de 0%, un error en estado estacionario de 0.03%, un porcentaje de undershoot de 0%, un tiempo de asentamiento de 2.838 segundos y un tiempo de subida de 1.72 segundos.

Es importante mencionar que la elección de las probabilidades de cruce y mutación es esencial para asegurar la convergencia del algoritmo. Los parámetros óptimos obtenidos fueron los siguientes:

$$Q = [2.7632 \times 10^{27} \quad 8.8022 \times 10^{15} \quad 8.8022 \times 10^{15} \quad 4.1980 \times 10^{27}]$$

$$R = [6.2362 \times 10^{26}]$$

$$N = 25.2548$$

El parámetro N Se utiliza para el seguimiento de la referencia en esquemas de control óptimo lineal. La matriz penaliza los estados del sistema y la matriz penaliza a la señal de control, mediante la minimización de la función de costos, por lo cual están estrechamente relacionadas y permiten obtener las ganancias óptimas de realimentación del sistema siguientes:

$$K = [2.7815 \quad 2.4876]$$

Con estas ganancias se tiene que los polos del sistema serán los siguientes:

$$s_{1,2} = -1.5408 \pm 0.4721i$$

Según lo anteriormente mencionado los polos del observador son calculados para converger más rápido que los polos del sistema, por lo tanto se ubi-

can al menos 10 veces más cerca del eje imaginario del plano, los polos calculados del observador son los siguientes:

$$s_{1,2} = -0.1541 \pm 0.1i$$

Luego a partir de estas características deseadas se calculan las ganancias del observador usando ubicación de polos quedando de la siguiente manera:

$$L = [-0.0533 \ 0.0284]$$

Es importante mencionar que debido a la condición estocástica y no lineal de exploración del amplio espacio de búsqueda, los parámetros óptimos pueden variar de una simulación a otra en cuanto a que el algoritmo genético encontrará soluciones que estén en la frontera de Pareto, no por esto dejando de ser válidas ya que pertenecen al conjunto de soluciones del sistema. En la Tabla 2 se muestra la variación en tiempo de convergencia a la solución óptima con relación al cambio de los parámetros del algoritmo genético.

Tabla 2. Variación de la convergencia a la solución óptima

Tamaño de la población	Tiempo de convergencia	Numero de generaciones	Probabilidad de cruce	Probabilidad de mutación	Converge	Solución Óptima
10	-	-	0.5	0.1	NO	-
10	52.58 s	126	0.7	0.01	SI	NO
10	117.95 s	243	0.8	0.01	SI	NO
50	47.89 s	18	0.5	0.1	SI	SI
50	77.47 s	38	0.7	0.01	SI	SI
50	65.55 s	37	0.8	0.01	SI	SI
100	332.72 s	98	0.5	0.1	SI	SI
100	158.06 s	46	0.7	0.01	SI	SI
100	69.03 s	18	0.8	0.01	SI	SI
200	-	-	0.5	0.1	NO	-
200	114.59 s	18	0.7	0.01	SI	SI
200	115.10 s	18	0.8	0.01	SI	SI
500	817.19 s	51	0.5	0.1	SI	SI
500	376.37 s	23	0.7	0.01	SI	SI
500	270.02 s	14	0.8	0.01	SI	SI

Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la Tabla 2 se observa la variación del tiempo de convergencia dependiendo del tamaño de la población, la probabilidad de cruce y mutación, en la cual se evidencia que mientras sea mayor la población, más se tarda en converger a una solución óptima, pero se abarcara una mayor parte del espacio de búsqueda porque permite incluir una variedad más amplia de individuos, cuestión importante cuando se explora un espacio de soluciones grande.

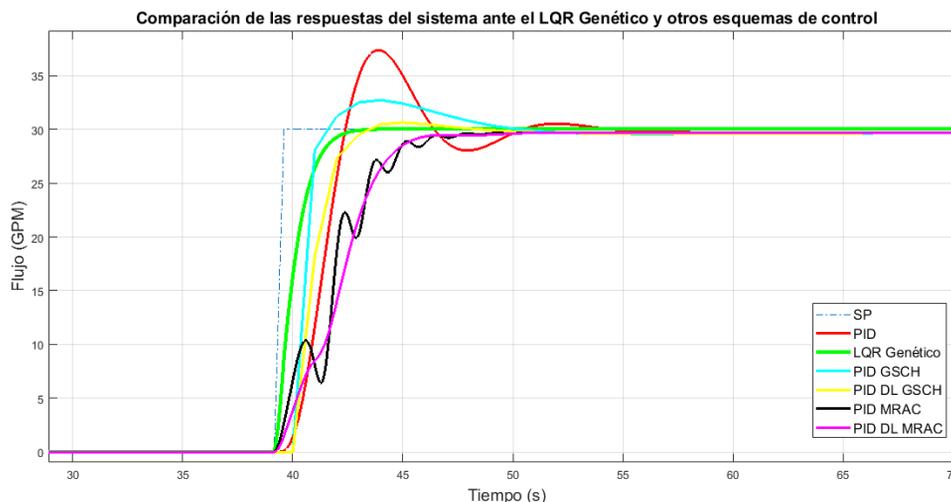
Adicionalmente, cuando se configura una probabilidad de mutación alta, disminuye la capacidad de convergencia del algoritmo en cuanto que no permite estabilizar a medida que va evolucionando la población de una generación a otra, sin embargo, es recomendable mantener cierta probabilidad de

mutación para contar con la posibilidad de alcanzar lugares no explorados del espacio de búsqueda.

La probabilidad de cruce brinda la posibilidad de explorar el espacio de búsqueda y abarcar una variación en el fenotipo al permitir el intercambio de material genético entre dos individuos por lo que es necesario mantener una alta probabilidad de cruce.

Para la validación de la respuesta del sistema ante el control óptimo lineal basado en algoritmos genéticos frente al comportamiento del sistema ante diversos esquemas de control implementados en el banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas, se procede a excitar al sistema controlado con una señal real de entrada. En la figura 6 se observa una gráfica de comparación entre las respuestas.

Figura 6. Comparación de las respuestas del sistema ante el LQR Genético y otros esquemas de control



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la figura 6 se puede observar como la respuesta del sistema ante el LQR genético presenta un desempeño con mejores características que el sistema controlado con los otros esquemas de control, tanto en la etapa transitoria como estacionaria, eliminando el sobrepaso y anulando casi en su totalidad el error en estado estacionario.

El control LQR Genético se muestra lo suficientemente robusto asegurando un control ajustado del flujo en el banco de pruebas piloto.

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Ahora bien, según los resultados de las validaciones del control óptimo lineal basado en algoritmos genéticos frente a diversos esquemas de control se puede decir que el LQR Genético se muestra como una alternativa eficiente para la regulación de flujo en el banco de pruebas piloto para válvulas neumáticas siendo capaz de mejorar la respuesta del sistema en comparación con los demás esquemas de control contrastados. En la tabla 3 se muestran los indicadores de desempeño de los controladores.

Tabla 3. Desempeño del LQR Genético frente a los controladores seleccionados

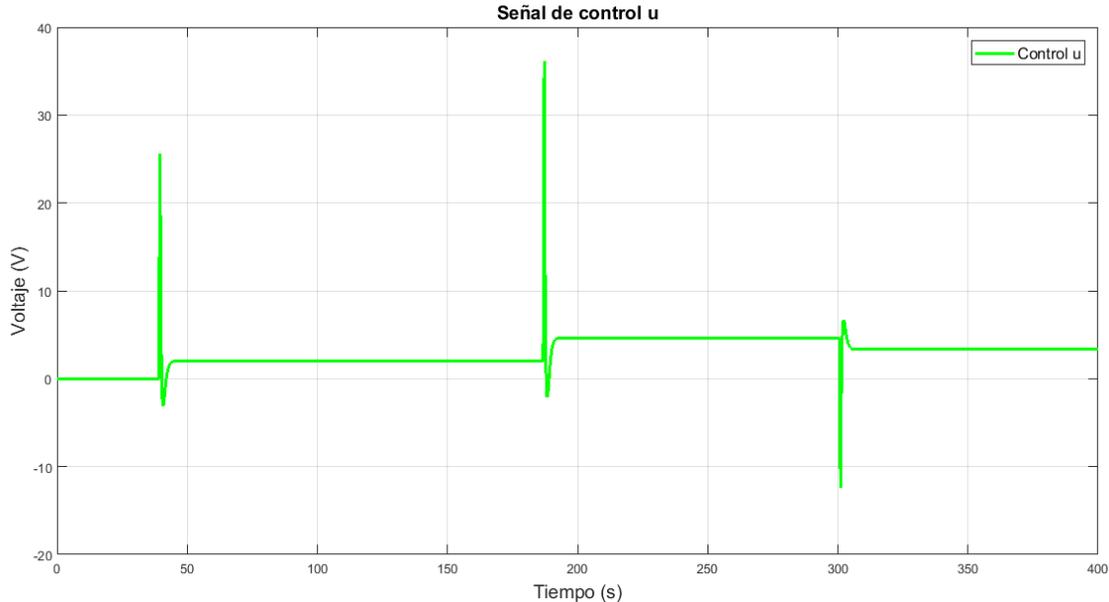
Controlador	Tiempo de Subida	Tiempo de Asentamiento	Porcentaje de Sobrepaso	% Error en Estacionario
LQR Genético	1.76 s	2.98 s	0%	0.1%
PID	1.87 s	10.60 s	24.56%	0%
PID GSCH	0.9 s	15 s	9%	0.03%
PID DL GSCH	1.8 s	5 s	2%	0.03%
PID MRAC	5.02 s	7.03 s	0%	1.06%
PID DL MRAC	4.28 s	6.39 s	0%	1.03%

Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

Si bien es cierto que en el cuadro 3 se puede observar como el LQR Genético mejora el desempeño del sistema frente a todos los controladores seleccionados, teniendo un menor tiempo de subida, menor tiempo de asentamiento, eliminando el sobrepaso y llevando el porcentaje de error en estado estacionario a menos del 0.1%, esto puede ser en parte debido a que el esfuerzo de control es

mayor en el LQR Genético que en los demás controladores pudiendo ser una característica no deseada en este tipo de controladores en cuanto a la saturación que se puede originar en los actuadores del sistema. En la figura 7 se muestra el esfuerzo de control del LQR Genético.

Figura 7. Esfuerzo de control del LQR Genético



Fuente: Colmenarez y Rosillon (2023).

En la figura 7 se observa como el controlador tiene componentes negativos que podrían saturar al elemento final de control por cuanto es recomendable utilizar este tipo de controladores con sistemas anti windup para evitar estos inconvenientes. Sin embargo, la técnica de algoritmos genéticos se muestra efectiva para encontrar los parámetros del controlador óptimo lineal de una manera eficiente y rápida frente a la prueba y error, demostrando también encontrar soluciones óptimas al problema de control de flujo en el banco de pruebas piloto.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anderson, B., & Moore, J. (1989). *Optimal Control. Linear Quadratic Methods* (1era ed.). Englewood Cliffs: Prentice Hall International.
- Aström, K., & Hägglund, T. (2009). *Control PID avanzado* (1era ed.). Madrid, España: Pearson Educación.
- Balestrini, M. (2002). *Como se elabora el proyecto de investigación* (6ta ed.). Caracas: BL Consultores Asociados.
- Çengel, Y., & Cimbala, J. (2006). *Fluids Mechanics. Fundamentals and applications* (1era ed.). New York, USA: McGraw-Hill.
- Chen, D., Zheng, S., & Wang, H. (2012). Genetic algorithm based LQR vibration wireless control of laminated plate using photostrictive actuators. *Earthquake engineering and engineering vibration*, 11(1), 83-90. doi:10.1007/s11803-012-0100-x
- Creus, A. (1997). *Instrumentación industrial* (6ta ed.). Barcelona, España: Marcombo.
- Dchich, K., Zaafour, A., & Chaari, A. (2015). On Riccati-Genetic Algorithms Approach for Non-convex Problem Resolution. Case of Uncertain Linear System Quadratic Stabilization. *Recent Advances on Electrosience and Computers*, 148-153.
- Friedland, B. (1986). *Control system desing: an introduction to state-space methods* (1era ed.). New York: McGraw-Hill.
- Ghoreishi, S., & Nekoui, M. (2012). Optimal Weighting Matrices Design for LQR Controller Based on Genetic Algorithm and PSO. *Advanced Materials Research*, 433-440, 7546-7553. doi:10.4028/www.scientific.net/AMR.433-440.7546
- Goldberg, D. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning* (1era ed.). Boston: Addison-Wesley.
- Gómez, M. (2006). *Introducción a la metodología de la investigación científica* (1era ed.). Córdoba: Editorial Brujas.
- Gurevich, V. (2006). *Electric Relays. Principles and applications*. Boca Raton, Florida: CRC Press.
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, M. (2010). *Metodología de la investigación* (5ta ed.). México: Mc Graw Hill.
- Holland, J. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (2da ed.). MIT Press.
- Kukreti, S., Walker, A., Putman, P., & Cohen, K. (2015). Genetic Algorithm Based LQR for Attitude Control of a Magnetically Actuated CubeSat.

- Foro AIAA SciTech. Kissimmee, Florida: Instituto Americano de Aeronáutica y Astronáutica. doi:10.2514/6.2015-0886
- Ljung, L. (1998). *System Identification: Theory for the User* (2da ed.). Prentice Hall.
- Mitchell, M. (1996). *An introduction to genetic algorithms*. Cambridge: The MIT Press.
- Nagarkar, M., & Vikhe, G. (Abril de 2016). Optimization of the linear quadratic regulator (LQR) control quarter car suspension system using genetic algorithm. *Ingeniería e Investigación*, 36(1), 23-30. doi:<http://dx.doi.org/10.15446/ing.investig.v36n1.49253>
- Ogata, K. (1996). *Sistemas de control en tiempo discreto* (2da ed.). México: Prentice Hall.
- Ogata, K. (2010). *Ingeniería de control moderna* (5ta ed.). Madrid, España: Pearson Educación.
- Pallela, S., & Martins, F. (2012). *Metodología de la Investigación Cuantitativa*. Caracas: FEDUPEL.
- Rosillon, K. (2014). *Controlador PID Dual Loop adaptativo de la variable flujo en un banco de pruebas para válvulas neumáticas*. Maracaibo: Universidad Privada Dr. Rafael Beloso Chacín.
- Sabino, C. (2007). *El Proceso de Investigación*. Caracas: Editorial Panapo.
- Söderström, T., & Stoica, P. (1989). *System Identification* (1era ed.). Prentice Hall.
- Soto. (2012). *Automatización e implementación de un sistema de prueba para válvulas neumáticas bajo ambiente labview*. Maracaibo: Universidad del Zulia.
- Zubicaray, M. (2000). *Bombas. Teoría, diseño y aplicaciones* (2da ed.). México: Editorial Limusa.