

UNIVERSIDAD DE ORIENTE
NÚCLEO DE ANZOÁTEGUI
ESCUELA DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE MECÁNICA



**“EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN
DIRIGIDOS AL DISEÑO DE CONTROLADORES TIPO PID”**

Realizado por:

Alex José Gómez Ramírez

Trabajo de Grado presentado ante la universidad de oriente como requisito parcial
para optar al título de:

INGENIERO MECÁNICO

PUERTO LA CRUZ, JUNIO DE 2009.

UNIVERSIDAD DE ORIENTE
NÚCLEO DE ANZOÁTEGUI
ESCUELA DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE MECÁNICA



**“EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN
DIRIGIDOS AL DISEÑO DE CONTROLADORES TIPO PID”**

ASESOR

Prof. José Rengel
Asesor Académico

PUERTO LA CRUZ, JUNIO DE 2009.

UNIVERSIDAD DE ORIENTE
NÚCLEO DE ANZOÁTEGUI
ESCUELA DE INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE MECÁNICA



**“EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN
DIRIGIDOS AL DISEÑO DE CONTROLADORES TIPO PID”**

JURADO

El Jurado hace constar que asignó a esta Tesis la calificación de:

EXCELENTE

Prof. José Rengel
Asesor Académico

Prof. Carmen García
Jurado Principal

Prof. Carlos Gomes
Jurado Principal

PUERTO LA CRUZ, JUNIO DE 2009

RESOLUCIÓN

De acuerdo al **artículo 44** del reglamento de Trabajo de Grado de la Universidad de Oriente:

“Los trabajos de grado son exclusiva propiedad de la Universidad de Oriente y sólo podrán ser utilizados a otros fines con el consentimiento del Consejo de Núcleo respectivo, quien lo participará al Consejo Universitario”.

CONTENIDO

	Pag.
RESOLUCIÓN	iv
CONTENIDO	v
DEDICATORIA	viii
AGRADECIMIENTOS	ix
RESUMEN.....	xi
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	12
1.1 Generalidades.....	12
1.2 Planteamiento del problema.....	13
1.3 Referencias históricas	14
1.4 Enfoque del problema	16
1.5 Objetivos	17
1.5.1 Objetivo general.....	17
1.5.2 Objetivos específicos	17
1.6 Resumen de resultados.....	17
1.7 Contenido	18
CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO.....	20
2.1 Sistemas de control	22
2.1.1 Sistemas de control en lazo abierto.....	22
2.1.2 Sistemas de control en lazo cerrado.....	23
2.2 Diseño de los sistemas de control	23
2.2.1 Método de diseño de la respuesta en frecuencia	24
2.3 Técnicas de optimización.....	25
2.3.1 Función de costo	26
2.3.2 Método simplex de nelder-mead o poliedros flexibles	26
2.3.3 Método de los algoritmos genéticos.....	29
2.3.3.1 Teorema de los esquemas	29

	Pag.
2.3.3.2 Función de adaptación	30
2.3.3.3 Codificación del dominio.....	32
2.3.3.4 Población inicial.....	32
2.3.3.5 Operadores genéticos	33
2.4 MATLAB.....	35
2.4.1 Variables	37
2.4.2 Gráficas	38
2.4.3 Simulación usando archivos –m	38
2.4.4 Construcción de interfaces gráficas de usuario.....	38
2.4.4.1 Objetos gráficos	39
2.4.4.2 GUIDE: Graphical user interfase development environment.....	40
CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA	42
3.1 Diseño de controladores PID	42
3.1.1 Diseño de controladores PID, mediante respuesta en frecuencia	43
3.2 Aplicación del método de los poliedros flexibles	49
3.3 Aplicación del método de los algoritmos genéticos.....	53
3.4 Desarrollo de la interfaz gráfica.....	58
3.5 Comparación de resultados obtenidos.....	59
3.6 Determinación de efectividad de los métodos	59
CAPÍTULO 4: RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	61
4.1 Diseño y optimización de los parámetros de un controlador pid para un sistema representado por la función de transferencia:	62
4.1.1 Método de los Poliedros Flexibles	64
4.1.2 Método de los Algoritmos Genéticos.....	67
4.2 Diseño y optimización de los parámetros de un controlador pid para un sistema representado por la función de transferencia:	70
4.2.1 Método de los Poliedros Flexibles	73
4.2.2 Método de los Algoritmos Genéticos.....	75

	Pag.
CAPÍTULO 5: OPTIMIZACIÓN DEL CONTROL PID PARA UN SISTEMA NO LINEAL	79
5.1 Optimización basada en la aproximación lineal del sistema.....	83
5.2 Optimización basada en la respuesta no lineal del sistema.....	89
CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	95
6.1 Conclusiones	95
6.2 Recomendaciones.....	96
BIBLIOGRAFIA	97

DEDICATORIA

✓ A **Dios** todopoderoso que en todo momento me acompaña, iluminando mi camino, siendo fuente de fortaleza y esperanza en los momentos duros y premiando con salud, éxitos y alegrías el esfuerzo puesto en todas mis acciones.

✓ A mis padres, **Yasmina Ramírez** y **Alex Gómez**, a quienes debo todo lo que soy, por haberme dado con mucho esfuerzo y esmero todo su cariño y atenciones. Por brindarme mi educación y mi formación personal.

✓ A la memoria de mi tía **Carmen Ramírez**, quien fue factor fundamental en mi formación personal y académica durante los primeros años de mi vida, por haberme dado todo su cariño y cuidados. Por haber sido otra madre para mi hermana y para mí.

✓ A la memoria de mi siempre recordado compañero de estudios y amigo, **Gabriel Martínez**, quien nos acompañó durante los primeros cinco semestres de nuestra carrera, tiempo durante el cual nos brindó siempre su apoyo, solidaridad y conocimientos.

AGRADECIMIENTOS

✓ A **Dios** todopoderoso por darme la sabiduría y el aplomo necesario para vencer los obstáculos que se presentaron durante mi carrera.

✓ A **mis padres** por darme siempre su apoyo incondicional, por satisfacer mis necesidades y por haberme dado la buena crianza, sin la cual no hubiera podido llegar a donde hoy me encuentro.

✓ A mi asesor, el profesor **José Rengel**, por haber sido un gran guía para mi y haber compartido sus conocimientos conmigo. Por haberme dado palabras de aliento y empuje justo cuando las necesité, por darme esa confianza que me hizo sentir capaz de lograr la meta.

✓ Al **Departamento de Mecánica**, especialmente al **Centro de Métodos Numéricos en Ingeniería**, de cuyas instalaciones, equipos e insumos me serví para el desarrollo de este trabajo.

✓ A mi hermana **María Gómez**, por ayudarme siempre que lo necesité y por todo al amor y el cariño que me ha dado a lo largo de mi vida.

✓ A mis compañeros de carrera y amigos: **Manuel, Néstor, Freddy, José Antonio, Cesar, Mago, David, Gaby, Chucho, Gisela, Valentina, Krizia, Luis Carlos y Robert** por haber estado conmigo en todo momento, compartiendo no sólo actividades académicas, sino también los momentos de alegrías y tristezas que enriquecen nuestra gran amistad.

✓ A mis compañeros de clase del bachillerato y amigos, **Jesús, Giovanna, María José, Cáceres, Tina, Ender y Ernesto** por haberme acompañado de una u otra manera en todo momento, además de siempre darme ánimo y entusiasmo.

✓ A las familias **Hernández Sánchez y Morón Aguilar**, quienes a lo largo de mi carrera tantas veces me dieron abrigo en sus casas. Las palabras se quedan cortas a la hora de agradecerles todo lo bueno que hicieron por mí.

✓ A mis **estudiantes de las preparadurías**, que durante los dos últimos semestres fueron mis compañeros de todos los días, esos que siempre se preocupaban por saber los avances de mi trabajo y que siempre tuvieron palabras de ánimo y de elogios para mí.

RESUMEN

El siguiente trabajo muestra la aplicación de los métodos de optimización, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, orientados al diseño de controladores PID. Para ello se desarrollaron códigos de programación para cada método, que luego fueron integrados en una interfaz gráfica que permite una rápida y sencilla aplicación de los mismos. Los resultados obtenidos al aplicar ambos métodos fueron comparados, observándose gran paridad entre ellos. En el caso de Poliedros Flexibles se establecieron los valores 0.85, 1.75 y 0.85 como óptimos para sus parámetros constitutivos alfa, gamma y beta respectivamente. Mientras en el caso de los Algoritmos Genéticos se determinó que para una tasa de selección fija de 0.5 existe un rango óptimo de valores para la tasa de mutación, entre 0.25 a 0.3, bajo los cuales se consiguen los mejores resultados. Se diseñaron controladores, para regular cambios del set point, en un sistema no lineal. Primero realizando una aproximación lineal del sistema y aplicando ambos métodos, en ese caso se consiguieron resultados aceptables pero discretos. Mientras en segunda instancia se aplicó el método de los Algoritmos genéticos directamente sobre el sistema no lineal, arrojando resultados mucho mejores, mostrando respuestas del sistema que presentaron sobreimpulsos máximos entre 7 y 15% según se incrementaba el cambio en el set point del sistema. Por último se aplicó el método de los Algoritmos Genéticos al sistema no lineal, para obtener un controlador capaz de regular la presencia de una perturbación, para un set point fijo, en este caso los resultados fueron excelentes, mejorando significativamente la capacidad de atenuar perturbaciones exhibida por los controladores diseñados anteriormente.

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1 Generalidades

Los sistemas de control automático cada día cobran mayor importancia a nivel industrial, especialmente en aquellos procesos en los que su dinámica requiere del estricto mantenimiento de algunas condiciones operacionales para garantizar su eficiencia. Con el diseño de controladores se persigue mantener dichas condiciones a lo largo del proceso. La mayoría de los sistemas de control de procesos disponibles comercialmente son de tipo proporcional, integral y derivativo (PID), para los cuales el ingeniero de proceso sólo tiene que ajustar tres parámetros (K_c , T_i y T_d) en busca de un comportamiento satisfactorio del sistema.

Los sistemas de control actual son, por lo general, no lineales. Sin embargo es posible aproximarlos mediante modelos matemáticos lineales, para de esta forma usar alguno de los métodos de diseño que han sido bien desarrollados a través del tiempo.

El sistema diseñado debe exhibir el menor error posible, en respuesta a la señal de entrada, la dinámica del proceso debe ser relativamente insensible a variaciones pequeñas en sus parámetros y las perturbaciones no deseadas deben ser bien atenuadas.

A pesar de lo arraigado de las técnicas convencionales de diseño de controladores PID, con el paso de los años, se han desarrollado métodos de optimización que pueden ser aplicados a los propios sistemas no lineales, mejorando así la sintonía de los parámetros del controlador con las respectivas mejoras que esto acarrea, en el comportamiento del sistema.

1.2 Planteamiento del problema

Para el ajuste de los parámetros de un controlador tipo PID se dispone de varios métodos ampliamente difundidos, basados tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia, entre ellos están: los de Ziegler-Nichols, el del lugar geométrico de las raíces y el de la respuesta en frecuencia. Con estos métodos muchas veces se diseñan controladores que presentan comportamientos inaceptables, como tiempos de respuesta o estabilización muy largos, incumpliendo así con los requerimientos del sistema. Esto se traduce en disminución de la eficiencia del proceso y pérdidas económicas para las plantas. Por esta razón se hace necesario optimizar el diseño, con lo cual se busca obtener los parámetros (K_c , T_i y T_d) que brinden el mejor desempeño del controlador una vez que este es instalado en el sistema.

La optimización de un sistema de control consiste en establecer y minimizar una función de costo del sistema, con el objetivo de lograr una sintonía fina de los controladores diseñados por los métodos convencionales, es decir, ajustar los parámetros del controlador de manera de minimizar algún criterio. Las técnicas más utilizadas para optimizar el diseño de controladores son aquellas en las que no es necesario obtener el gradiente de la función de costo, como: Poliedros Flexibles, Hooke y Jeeves, Powel, David Swan Campey, Algoritmos Genéticos, entre otros.

En esta oportunidad se propone la aplicación de dos técnicas: Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos. Para ello se creará una aplicación gráfica en el software MATLAB, en la cual, partiendo de un conjunto de valores iniciales de K_c , T_i y T_d obtenidos por los métodos convencionales, se dará inicio al cálculo iterativo propio de cada método optimizador.

Posteriormente se mostrarán los resultados óptimos según los criterios de

evaluación de cada técnica, así como el comportamiento del sistema bajo la acción del nuevo controlador. La aplicación de estas técnicas permitirá evaluar, de manera sencilla y rápida, el efecto de la optimización de los parámetros del controlador sobre el comportamiento del sistema, ayudando a mejorar la dinámica del proceso controlado.

1.3 Referencias históricas

Hasta bien entrado el siglo XX las únicas herramientas analíticas que poseía el especialista en control eran la utilización de ecuaciones diferenciales ordinarias junto con criterios algebraicos para determinar la posición de las raíces de la ecuación característica asociada. Desde el punto de vista teórico, la ingeniería de control se empieza a consolidar cuando se produce el traslado y aplicación de los conocimientos adquiridos en los problemas de amplificación de señales a los problemas de control industrial.

Estos estudios desembocan en la llamada teoría clásica de control, en la cual se utilizaban como herramientas matemáticas los métodos de transformación de Laplace y Fourier y la descripción externa de los sistemas. Dos trabajos de singular importancia son los desarrollados por Minorsky y Hazen. En el trabajo de Minorsky [1] se reconoce la no-linealidad de los sistemas y aplica la linealización mediante el desarrollo en serie de Taylor a sistemas no-lineales correspondientes al movimiento angular de un buque. Por su parte, Hazen [2], analizó el funcionamiento de los servomecanismos, utilizando en su análisis entradas típicas de escalón y rampa.

En el trabajo de Bode [3] se presenta la definición de margen de fase y margen de ganancia y la definición de los diagramas logarítmicos de Bode. De esta forma fue capaz de dar reglas para obtener la forma óptima de la ganancia del lazo en función de la frecuencia para un controlador realimentado.

En 1942 Ziegler y Nichols [4], hicieron un estudio importante que condujo a fórmulas empíricas para sintonizar el regulador PID al proceso. Los coeficientes de las distintas acciones proporcional, integral y derivada, se podían determinar de valores medidos experimentalmente del proceso que se deseaba controlar. La importancia de estas reglas de ajuste óptimo de controladores es enorme, siguen siendo vigentes y profusamente usadas en el ámbito del control de procesos.

A partir del año 1955, se desarrollan los métodos temporales, con el objetivo de solucionar los problemas planteados en aplicaciones aeroespaciales. Estos métodos reciben un fuerte impulso con el desarrollo de las computadoras digitales, que constituían la plataforma tecnológica necesaria para su implantación, prueba y desarrollo.

La aplicación del computador en el control de procesos supone un salto tecnológico enorme que se traduce en la implantación de nuevos sistemas de control en el entorno industrial. El computador permitió la implantación de avanzados algoritmos de control mucho más complejos como pueden ser el control óptimo o el control adaptativo.

En los últimos años diversas ramas de la ciencia y la ingeniería, incluyendo el control de procesos, han mostrado un creciente interés en una nueva técnica de búsqueda de soluciones óptimas, denominada “búsqueda evolutiva”. En estos métodos se mantiene un conjunto de soluciones que se hace evolucionar hasta que rodeen o incluyan al óptimo. Los métodos de búsqueda evolutiva incluyen los algoritmos genéticos.

Los algoritmos genéticos son un método creado por John Holland a finales de los 60, que permite incorporar el concepto de selección natural en un programa de computadora. Este método se popularizó a fines de los 70 cuando David Goldberg, un

ingeniero industrial y estudiante de Holland, trabajó en diseño de líneas de tuberías, siendo uno de los primeros que trató de aplicar los algoritmos genéticos a problemas industriales.

1.4 Enfoque del problema

En el siguiente trabajo se mostrará la aplicación de los métodos de optimización, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, orientados al diseño de controladores tipo PID. En ambos casos se tratará de amoldar el comportamiento del sistema controlado al de un sistema modelo. Para el desarrollo de estos métodos se necesitarán un conjunto de valores iniciales para los parámetros de los controladores, los cuales se crearán usando la técnica de respuesta en frecuencia. Posteriormente se compararán los comportamientos de los sistemas usando los controladores diseñados por respuesta en frecuencia y los diseñados con los métodos de optimización.

Para la aplicación de los métodos de optimización, así como la aplicación de respuesta en frecuencia se desarrollarán códigos de programación en Matlab, que se integrarán en una interfaz gráfica, para permitir obtener los parámetros óptimos de los controladores con tan sólo pulsar un botón.

Finalmente el desempeño de los controladores será medido en un sistema real no lineal, para así determinar que tan efectivos pueden ser los controladores diseñados mediante las técnicas de optimización con base en datos del sistema no lineal, en comparación a los controladores diseñados por Respuesta en Frecuencia, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, pero sobre la base de una aproximación lineal del sistema analizado.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

Evaluar los métodos de optimización, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, dirigidos al diseño de controladores tipo PID a fin de mejorarse el comportamiento dinámico de los sistemas de control de procesos.

1.5.2 Objetivos específicos

- 1 Investigar el principio de funcionamiento de las técnicas de optimización dirigidas al diseño de controladores.
- 2 Establecer un algoritmo para la aplicación del método de los Poliedros Flexibles dirigido al diseño de controladores.
- 3 Desarrollar un algoritmo para la aplicación del método de los Algoritmos Genéticos orientado al diseño de controladores.
- 4 Crear una interfaz gráfica en MATLAB para la aplicación de los métodos de Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos.
- 5 Comparar el desempeño de los controladores diseñados por ambos métodos de optimización.
- 6 Estudiar que método es más efectivo en base a las respuestas de los sistemas controlados.

1.6 Resumen de resultados

Se diseñaron controladores mediante respuesta en frecuencia que sirvieron como puntos iniciales para el desarrollo de las técnicas de optimización. Se realizó un estudio de la influencia de la variación en los parámetros constitutivos de cada método de optimización sobre los resultados obtenidos, encontrándose valores fijos para los parámetros de Poliedros Flexibles y un rango de valores para uno de los

parámetros de Algoritmos Genéticos, con los cuales se obtienen las mejores soluciones.

En ambos casos se mejoró el comportamiento del sistema con relación a lo obtenido mediante respuesta en frecuencia, lográndose siempre reducir el sobreimpulso máximo, así como los tiempos de estabilización y de levantamiento.

El método de los Algoritmos Genéticos se aplicó a un sistema no lineal, primero linealizando y luego sin linealizar el sistema, obteniéndose los mejores resultados al momento de aplicarlo sobre el sistema no lineal, tanto para controlar cambios del set point como para regular los cambios originados por una perturbación.

1.7 Contenido

El presente trabajo está estructurado en 6 capítulos en los cuales se presenta información relacionada al diseño de controladores PID, especialmente a la aplicación de las técnicas de optimización, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, dirigidas a tal fin.

En este primer capítulo se presenta la introducción al tema, así como el planteamiento del problema y una revisión cronológica de las investigaciones relacionadas con diseño de controladores PID. Para finalmente plantear, en un enfoque, la estrategia utilizada para presentar propuestas de solución al problema.

En un segundo capítulo se proporcionan las bases teóricas necesarias para el desarrollo del trabajo, haciendo especial énfasis en lo que respecta a las técnicas de optimización y al programa utilizado para el desarrollo de los códigos de programación y para las simulaciones respectivas.

En el tercer capítulo se describe metodológicamente el funcionamiento de los métodos utilizados, partiendo de las condiciones iniciales requeridas para su arranque hasta llegar a la obtención de la solución propuesta según los criterios de cada método.

En el capítulo 4 se evalúa la aplicación de los métodos de optimización a dos problemas tipo de control, representados por sus respectivas funciones de transferencia, es decir, partiendo de una aproximación lineal de los sistemas estudiados.

En el capítulo 5 se evalúa el desempeño de los controladores diseñados y optimizados, usando aproximaciones lineales de un sistema no lineal. Para posteriormente aplicar una técnica de optimización directamente al sistema no lineal y observar las mejoras que este procedimiento aporta al comportamiento del sistema estudiado.

Finalmente en un sexto capítulo se describen las conclusiones y recomendaciones obtenidas luego de evaluar el desempeño de los controladores diseñados con los métodos de optimización, tanto en las aproximaciones lineales como en el sistema no lineal.

CAPÍTULO 2: MARCO TEÓRICO

El control automático de procesos se utiliza con el fin de preservar ciertas condiciones de operación o determinadas características de un sistema cualquiera, sin necesidad de mantener supervisión humana continua sobre el desarrollo de dicho proceso. La capacidad de preservar las condiciones operacionales preestablecidas favorecerá la eficiencia del proceso, el cumplimiento a tiempo de las metas, así como la prevención de accidentes.

Con el fin de lograr el correcto funcionamiento de un determinado sistema, se emplean controladores de procesos, los cuales en sintonía con el sistema a controlar y con un buen transmisor de la señal controlada, constituyen el lazo de control.

Un controlador PID (Proporcional Integral Derivativo) es un instrumento digital, que requiere el ajuste de ciertos parámetros fundamentales (K_c , T_i , T_d) para lograr el desempeño deseado. El ajuste de estos parámetros depende del tipo de sistema en el cual vaya a trabajar el controlador; dicho sistema, mediante su modelado matemático, aportará datos con base en los cuales se manejará el ajuste de los parámetros.

Una vez que se tiene el modelo matemático del proceso a controlar, se dispone de varios métodos, ampliamente estudiados, para el ajuste de los parámetros. Entre estos métodos se encuentran: los de Ziegler-Nichols, el lugar geométrico de las raíces y la respuesta en frecuencia.

Las técnicas del lugar geométrico de las raíces y la respuesta en frecuencia requieren, para el ajuste de los parámetros, no sólo del modelo matemático del sistema, sino también de la especificación de algunas características de la respuesta

transitoria de un sistema referencial de segundo orden, como: el sobreimpulso máximo y el tiempo de estabilización.

A pesar del frecuente uso de los métodos anteriormente mencionados, algunas veces el sistema controlado no responde en forma parecida a un sistema de segundo orden tomado como referencia para el diseño y por el contrario, puede presentar tendencia a la inestabilidad. En esos casos es necesario recurrir a técnicas de optimización, que tomando como puntos de partida los valores obtenidos por los métodos tradicionales, permiten obtener nuevos valores que mejoran el desempeño y cumplen con los requerimientos del sistema.

Las técnicas de optimización se basan en el manejo de una “función de evaluación”, también llamada función de costo. Existen muchas técnicas que utilizan las derivadas de la función de costo para su desarrollo. Estas derivadas, en ocasiones pueden ser de gran complejidad, especialmente mientras mayor sea el número de parámetros a optimizar. Por ello con el paso de los años se han desarrollado técnicas que no requieren el uso de derivadas de la función de costo, entre ellas se tienen: Algoritmos Genéticos, Poliedros Flexibles, entre otras. Estas técnicas permiten, por medio de continuas iteraciones, hallar una solución aceptable al problema planteado, garantizando el cumplimiento de las exigencias. Estos métodos tienen distintos principios de operación, pero todos tienen en común el manejo y evaluación de la función de costo del sistema.

Los cálculos de los métodos de optimización resultan largos y repetitivos, si se realizan manualmente. Por ello estas técnicas se programan, haciendo uso de paquetes computacionales, que permiten en forma rápida y didáctica ajustar los parámetros.

2.1 Sistemas de control

La palabra sistema implica no sólo un componente, sino una serie de componentes que trabajan en conjunto en una forma prescrita para alcanzar una meta específica. Cuando se trata de sistemas de control, la meta es el control de cierta cantidad física. Dicho control se lleva a cabo de un modo automático, con frecuencia sin que sea necesaria la supervisión de un ser humano [5].

Los componentes básicos de un sistema de control son:

- ✓ Los objetivos de control
- ✓ Los elementos del sistema de control
- ✓ Los resultados o salidas

Los objetivos se pueden identificar como entradas o señales actuantes y los resultados también se llaman salidas o variables controladas. En general, el objetivo de un sistema de control es controlar las salidas en alguna forma prescrita mediante las entradas, a través de los elementos del sistema de control [6].

2.1.1 Sistemas de control en lazo abierto

Los sistemas en los cuales la salida no afecta la acción de control se denominan sistemas de control en lazo abierto. En cualquier sistema de control en lazo abierto, la salida no se compara con la entrada de referencia. Por tanto, a cada entrada de referencia le corresponde una condición operativa fija; como resultado, la precisión del sistema depende de la calibración. Ante la presencia de perturbaciones, un sistema de control en lazo abierto no realiza la tarea deseada. En la práctica, el control en lazo abierto sólo se usa si se conoce la relación entre la entrada y la salida y si no hay perturbaciones internas ni externas. Es evidente que estos sistemas no son de control realimentado [7].

2.1.2 Sistemas de control en lazo cerrado

Los sistemas de control realimentados se denominan también sistemas de control en lazo cerrado. En un sistema de control en lazo cerrado, se alimenta al controlador la señal de error de actuación, que es la diferencia entre la señal de entrada y la señal de realimentación (que puede ser la señal de salida misma o una función de la señal de salida y sus derivadas y/o integrales), a fin de reducir el error y llevar la salida del sistema a un valor conveniente. El término control en lazo cerrado siempre implica el uso de una acción de control realimentado para reducir el error del sistema [7].

2.2 Diseño de los sistemas de control

Los sistemas de control actuales son, por lo general, no lineales. Sin embargo, si es posible aproximarlos mediante modelos matemáticos lineales, se puede usar uno o más métodos de diseño bien desarrollados. En un sentido práctico, las especificaciones de desempeño determinadas para el sistema particular sugieren cuál método usar. Si se presentan las especificaciones de desempeño en términos de las características de respuesta transitoria y/o las medidas de desempeño en el dominio de la frecuencia, no se tiene otra opción que usar un enfoque convencional basado en los métodos del lugar geométrico de las raíces y/o la respuesta en frecuencia.

En tanto que el diseño de un sistema de control mediante los enfoques del lugar geométrico de las raíces y de la respuesta en frecuencia es una tarea de la ingeniería, el diseño del sistema en el contexto de la teoría de control moderna (métodos en el espacio de estados) emplea formulaciones matemáticas del problema y aplica la teoría matemática para diseñar los problemas en los que el sistema puede tener entradas y salidas múltiples y ser variantes con el tiempo. Aplicando la teoría de control moderna, el diseñador puede iniciar a partir de un índice de desempeño, junto con las restricciones impuestas en el sistema, y avanzar para diseñar un sistema estable

mediante un procedimiento completamente analítico [7].

El diseñador busca satisfacer todas las especificaciones de desempeño mediante la repetición estudiada de prueba y error. Después de diseñar un sistema, el diseñador verifica si satisface todas las especificaciones de desempeño. Si no las cumple, repite el proceso de diseño ajustando los parámetros o modificando la configuración del sistema hasta que se cumplan las especificaciones determinadas. Aunque el diseño se basa en un procedimiento de prueba y error, el ingenio y los conocimientos del diseñador cumplen una función importante en un diseño exitoso. Un diseñador experimentado será capaz de diseñar un sistema aceptable sin realizar muchas pruebas [7].

2.2.1 Método de diseño de la respuesta en frecuencia

El diseño en el dominio de la frecuencia es sencillo y directo. La gráfica de la respuesta en frecuencia indica en forma clara la manera en la que debe modificarse el sistema, aunque no sea posible hacer una predicción cuantitativa exacta de las características de la respuesta transitoria. El enfoque de la respuesta en frecuencia se aplica a los sistemas o componentes cuyas características dinámicas no solo están dadas en forma de datos de respuesta en frecuencia, sino también a aquellos cuyas especificaciones están expresadas en el dominio del tiempo.

El diseño de sistemas de control con retroalimentación en la industria se realiza probablemente empleando en más ocasiones los métodos de la respuesta de frecuencia que cualquier otro método. La razón principal de la popularidad de estos métodos es que proporcionan diseños buenos desde el punto de vista de la incertidumbre en el modelo de planta. Otra ventaja de la respuesta en frecuencia es la facilidad con la que se puede usar la información experimental para propósitos de diseños. Mediciones aproximadas de la amplitud de salida y de fase de una planta con

entrada sinusoidal son suficientes para diseñar un control con retroalimentación adecuado. Una desventaja del método es que la teoría en la que se basa es algo complicada y requiere un conocimiento bastante amplio de las variables complejas [8].

2.3 Técnicas de optimización

La minimización de funciones requiere la búsqueda iterativa del vector de valores de la variable independiente. Muchos métodos de optimización utilizan el gradiente de la función a ser minimizada, o sea, usan la derivada de la función de costo en relación a los parámetros de optimización. Estas derivadas indican para donde se da el crecimiento de la función. Pero en casos prácticos, el gradiente de la función de costo es de difícil obtención. Debido a eso se han planteado métodos que no utilizan el gradiente, es decir, métodos que mediante una adaptación ingeniosa al medio, encuentran, por lo general, una solución aceptable sin tener que calcular la derivada de la función de costo. Entre estos métodos se encuentran:

- ✓ Poliedros Flexibles
- ✓ Hooke y Jeeves
- ✓ Rosenbrock
- ✓ Powell
- ✓ Davis Swan Campey (DSC)
- ✓ Algoritmos Genéticos

En el caso específico de sistemas de control, el objetivo de la optimización es hacer una sintonía fina de los controladores diseñados por los métodos convencionales, o sea, ajustar los parámetros del controlador de manera de minimizar algún criterio [9].

2.3.1 Función de costo

La función de costo (**J**) indica que función de diferencia, entre el modelo y el sistema, será minimizada por el optimizador. Es posible minimizar la diferencia entre:

- ✓ Las señales de salida
- ✓ Los porcentajes de sobreimpulso
- ✓ Los tiempos de estabilización

En la optimización de la señal de salida, la diferencia entre el modelo y el sistema puede ser evaluada, por ejemplo, usando la sumatoria del error cuadrático entre las salidas para cada instante t ó la sumatoria del valor absoluto de la diferencia entre las señales de salida en cada instante. En la optimización del porcentaje de sobreimpulso, se considera el error cuadrático o la diferencia absoluta entre los porcentajes de sobreimpulso del sistema de control y del modelo. Análogamente, en la optimización del tiempo de estabilización, es considerado el error cuadrático o la diferencia absoluta entre los tiempos de estabilización del sistema y del modelo.

2.3.2 Método simplex de nelder-mead o poliedros flexibles

Uno de los métodos de optimización, que evita el cálculo de derivadas, fue propuesto por Nelder y Mead en 1965, y se basa en lo que se denomina un simplex. El nombre refiere a un poliedro definido en el espacio de n dimensiones, donde n es el número de variables independientes. Este poliedro puede ser regular o no [9].

El método simplex no lineal (Nelder-Mead) es un método heurístico de búsqueda de mínimos de cualquier función N -dimensional. Para ello, a partir de un punto inicial estimativo, el método busca en el hiperespacio paramétrico aquellos

valores de los puntos que minimizan la función objetivo. Se basa en fundamentos geométricos; a partir de la estimación inicial, y conocidos el número de parámetros a optimizar, N , el algoritmo construye el poliedro más sencillo en ese hiperespacio paramétrico: el poliedro posee $N+1$ vértices donde se evalúa la función objetivo y se decide que nuevos valores de los parámetros se ajustarán mejor al objetivo prefijado [10].

Los métodos simplex son muy efectivos, especialmente con un gran número de parámetros. Para un problema con dos parámetros a ajustar, un simplex normal es un triángulo, que empezando desde algunos valores estimados, es llevado al punto de la superficie de F (función objetivo) en el espacio de búsqueda de los parámetros.

Durante la búsqueda, F es evaluado en cada uno de los tres vértices, y el triángulo es reflejado justamente al lado opuesto del mayor valor de F , a este proceso se le denomina reflexión.

Otras operaciones ejecutadas para el método, además de la reflexión, son: la expansión y la contracción, que sirven para deformar el poliedro en cada iteración. La expansión proporciona un aumento del poliedro para intentar encontrar el mínimo. La contracción proporciona una reducción del poliedro, con la cual en algunas ocasiones se modifican todos los puntos menos el punto más óptimo, y en otras se modifica solamente el peor punto [9].

Las tres operaciones llevadas a cabo por el método, tienen asociados los coeficientes: α , γ y β para la reflexión, la expansión y la contracción respectivamente. El valor de estos coeficientes es asignado por el diseñador de acuerdo a su experiencia o basado en la técnica de ensayo y error.

En fin, la idea básica en el método de los poliedros flexibles es ir formando en cada iteración un nuevo poliedro, como se muestra en la Fig. 2.1, de manera que

dicho proceso de formación camine en una dirección descendente.

En la optimización de sistemas de control, cada vértice del poliedro representa un controlador diferente que puede ser aplicado al sistema. Las coordenadas del vértice son los parámetros del controlador.

Existen dos maneras en las que se puede considerar obtenida una solución al problema de minimización: primero, si la corrección en cada una de las variables es arbitrariamente pequeña, es decir, cuando el poliedro que encierra la solución se ha reducido a, prácticamente, un punto. Segundo, si la variación de la función es arbitrariamente pequeña en los vértices del poliedro.

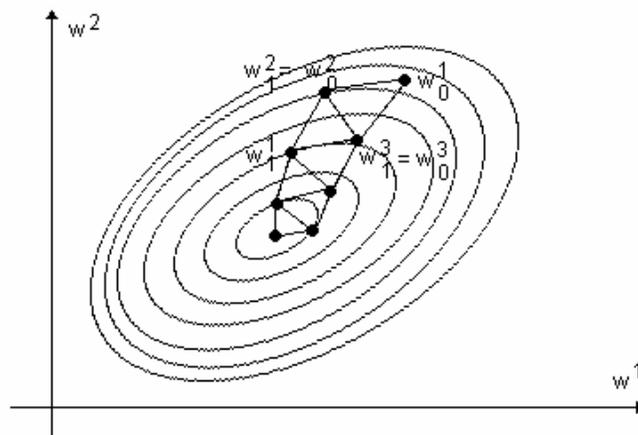


Figura 2.1 Representación gráfica del método de los Poliedros Flexibles para 2 variables [9].

Ventajas del método simplex

- ✓ Es un método heurístico. Se basa en consideraciones geométricas y no requiere el uso de derivadas de la función objetivo.
- ✓ Es de gran eficacia incluso para ajustar gran número de parámetros.
- ✓ Se puede usar con funciones objetivo muy sinuosas, pues en las primeras

iteraciones busca el mínimo más ampliamente y evita caer en mínimos locales fácilmente.

- ✓ Es fácil de implementar y usar, y sin embargo tiene una alta eficacia.

2.3.3 Método de los algoritmos genéticos

Los principios básicos de los Algoritmos Genéticos (AGs) fueron establecidos por Holland (1975), quien describe a estos como métodos adaptativos que se emplean principalmente para la resolución de problemas de búsqueda y optimización. Se enmarcan dentro de la rama de inteligencia artificial conocida como computación evolutiva. Esta rama estudia los fundamentos y aplicaciones de técnicas heurísticas de búsqueda que emplean los principios de la evolución natural.

Los AGs son muy potentes y efectivos sobre todo para aquellos problemas con un gran espacio de búsqueda y para los que no existe una técnica específica para resolverlo [11].

2.3.3.1 Teorema de los esquemas

Las bases teóricas de un AG recaen en el concepto de esquema. Los esquemas son plantillas, las cuales parcialmente especifican una solución (más concretamente, una solución en el espacio de los genotipos). Se puede comprender mejor el principio de funcionamiento de los algoritmos genéticos a partir de la Teoría de Esquemas (patrones) desarrollada por John Holland en 1975. John Holland definió un esquema como un patrón que describe un conjunto de cromosomas con semejanzas en algunas posiciones [11].

El teorema de los esquemas, bajo ciertas suposiciones asegura que un esquema correctamente planteado funciona de tal manera que los individuos que comparten

ciertas características y que tienen una aptitud relativamente alta, se reproducen y sobreviven a los operadores genéticos de tal manera que con el paso del tiempo se acercan a la solución óptima.

El teorema de los esquemas busca:

- ✓ Una formulación de cómo evoluciona en promedio un esquema dentro de una población de un AG.
- ✓ Considerar los efectos individuales y combinados de la reproducción, cruce y mutación sobre los esquemas de una población de cadenas.

Como conclusión, se puede decir que aquellos esquemas con un costo medio superior a la media de la población, de longitud pequeña y con un orden bajo, aumentarán su presencia de manera exponencial en las sucesivas generaciones. Esta conclusión, se conoce como el Teorema de los Esquemas o Teorema Fundamental de los Algoritmos Genéticos que responde a la necesidad de justificar teóricamente la convergencia del proceso de búsqueda. Se trata de caracterizar a la población estudiando los posibles esquemas que pueden encontrarse en la población [11].

2.3.3.2 Función de adaptación

La función de adaptación (costo) define el criterio para ordenar las hipótesis potenciales y para seleccionarlas probabilísticamente, para su inclusión en la siguiente generación de la población. Si la tarea consiste en aprender reglas de clasificación, entonces la función de adaptación contiene un componente para evaluar la precisión de las hipótesis sobre un conjunto de entrenamiento dado. Otros criterios pueden ser tomados en cuenta como la complejidad o la generalidad de una regla.

Un buen diseño de la función de adaptación resulta extremadamente importante para el correcto funcionamiento de un AG. Esta función determina el

grado de adaptación o aproximación de cada individuo al problema y por lo tanto permite distinguir a los mejores individuos de los peores. A esta puntuación en función de su proximidad a la mejor solución del problema se le denomina “óptimo” [11].

La regla general para construir una buena función objetivo es que ésta debe reflejar el valor del individuo de una manera real, pero en muchos problemas de optimización combinatoria, donde existen gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos.

Para este planteamiento en el que los individuos están sometidos a restricciones, se han propuesto varias soluciones. La primera sería la que se podría denominar absolutista, en la que aquellos individuos que no verifican las restricciones, no son considerados como tales, y se siguen efectuando cruces y mutaciones hasta obtener individuos validos, o bien a dichos individuos se les asigna una función objetivo igual a cero. Otra posibilidad consiste en reconstruir aquellos individuos que no verifican las restricciones. Dicha reconstrucción suele llevarse a cabo por medio de un nuevo operador que se acostumbra a denominar Reparador [12].

Un problema habitual en las ejecuciones de los Algoritmos Genéticos surge debido a la velocidad con la que el algoritmo converge. En algunos casos la convergencia es muy rápida, lo que suele denominarse convergencia prematura, en la cual el algoritmo converge hacia óptimos locales, mientras que en otros casos el problema es justo el contrario, es decir se produce una convergencia lenta del algoritmo. Una posible solución a estos problemas pasa por efectuar transformaciones en la función objetivo, que consisten en una contracción o una expansión del rango de la función.

2.3.3.3 Codificación del dominio

Para un algoritmo genético lo primero que se requiere es determinar en qué espacio se encuentran las posibles soluciones al problema que se pretende resolver. En caso de tener un problema de optimización de una función cuyo dominio es un subconjunto de los números reales, entonces este subconjunto es al que se hace referencia. Pero el algoritmo opera sobre “códigos genéticos”, sobre genotipos que se deberán mapear al espacio de soluciones. Es decir, es necesario codificar de alguna manera el dominio del problema para obtener estructuras manejables que puedan ser manipuladas por el AG. Cada una de estas estructuras constituye el equivalente al genotipo de un individuo en términos biológicos. El elemento del dominio del problema al que se mapea este genotipo es el análogo al fenotipo. Es frecuente que el código de los elementos del dominio del problema utilice un alfabeto binario (0's y 1's).

Los algoritmos genéticos manipulan conjuntos de códigos en generaciones sucesivas. Nuevamente haciendo una analogía, manipulan poblaciones de códigos. En éstas, un código puede aparecer más de una vez. El algoritmo se encargará de favorecer la aparición en la población de códigos que correspondan a elementos del dominio que estén próximos a resolver el problema. En resumen, el algoritmo recibirá como entrada una población de códigos y a partir de ésta generará nuevas poblaciones, donde algunos códigos desaparecerán mientras que otros, que se mapean en mejores soluciones posibles, aparecen con más frecuencia hasta que se encuentra una solución satisfactoria o hasta que se cumple alguna otra condición de terminación [13].

2.3.3.4 Población inicial

La inicialización de la población determina el proceso de creación de los individuos para el primer ciclo del algoritmo. Normalmente, la población inicial se forma a partir

de individuos creados aleatoriamente, aunque se puede crear también utilizando alguna técnica heurística.

En cuanto al tamaño de la población hay que decir que no existen reglas fijas. Sin embargo, si se excede en el tamaño, el coste computacional será muy elevado, y si se queda corto, se corre el riesgo de que el AG no explore correctamente el espacio de búsqueda [11].

2.3.3.5 Operadores genéticos

La generación de la descendencia en un algoritmo genético está determinada por un conjunto de operadores que combinan y mutan a los miembros seleccionados de la población actual. Los operadores típicos se explican a continuación y corresponden a versiones idealizadas de las operaciones genéticas que operan en la evolución biológica.

2.3.3.5.1 Selección

Una vez calificados todos los individuos de una generación, el algoritmo debe, al igual que lo hacen la naturaleza y el hombre, seleccionar a los individuos más calificados, mejor adaptados al medio, para que tengan mayor oportunidad de reproducción. De esta forma se incrementa la probabilidad de tener individuos “buenos” (con alta calificación) en el futuro. Si de una determinada generación de individuos se seleccionaran sólo aquellos con una calificación mayor o igual que cierto número c para pasarlos a la siguiente generación, es claro que en ésta la calificación promedio superará c y por tanto al promedio de la generación anterior.

En la estrategia de selección normalmente se incluye un elemento extra que sirve de “ancla”. Si sólo se hace selección forzando que sea más probable elegir al

mejor individuo de la población pero sin asegurarlo, es posible que este individuo se pierda y no forme parte de la siguiente generación. Para evitar lo anterior se fuerza la selección de los mejores n individuos de la generación para pasar intactos a la siguiente. A esta estrategia se le denomina elitismo y puede ser generalizada especificando que permanezcan en la población los n mejores individuos de las pasadas k generaciones [13].

2.3.3.5.2 Cruzamiento

En el contexto de los algoritmos genéticos, reproducirse significa que, dados dos individuos seleccionados en función de su grado de adaptación, éstos pasen a formar parte de la siguiente generación o, al menos, mezclen sus códigos genéticos para generar hijos que posean un código híbrido. Es decir, los códigos genéticos de los individuos se cruzan. Existen dos técnicas principales; intercambio a partir de un solo punto de cruce y a partir de dos puntos de cruce. En ambas técnicas se obtienen dos descendientes fruto del cruce [13].

Para el caso de un algoritmo binario, en el operador de cruce en un sólo punto, la cadena siempre se construye comenzando por n posiciones adyacentes de 1s, seguida de la cantidad necesaria de 0s para completar la cadena. Cada vez que se aplica el operador, el punto de cruce n es elegido aleatoriamente, y la cadena correspondiente es creada y aplicada. En el cruce de dos puntos, la descendencia es creada substituyendo un segmento intermedio de uno de los padres, por el segmento intermedio del otro padre.

Independientemente de la técnica de cruce que se emplee, se suele implementar la reproducción en un AG como un valor porcentual que indica la frecuencia con la que se deben realizar los cruces, y los que no se crucen pasarán como réplicas de si

mismos a la siguiente generación [11].

2.3.3.5.3 Mutación

Ocasionalmente algunos elementos del código de ciertos individuos de un algoritmo genético se alteran a propósito. Éstos se seleccionan aleatoriamente en lo que constituye el símil de una mutación. El objetivo es generar nuevos individuos, que exploren regiones del dominio del problema que probablemente no se han visitado aún. Esta exploración no presupone conocimiento alguno, no es sesgada. Aleatoriamente se buscan nuevas soluciones posibles que quizá superen las encontradas hasta el momento. Ésta es una de las características que hacen aplicables los algoritmos genéticos a gran variedad de problemas: no presuponer conocimiento previo acerca del problema a resolver ni de su dominio, no sólo en la mutación sino en el proceso total. De hecho, el problema a resolver sólo determina la función de evaluación y la manera de codificar las soluciones posibles (la semántica de los códigos genéticos de los individuos). El resto de los subprocesos que constituyen el algoritmo son independientes y universalmente aplicables [13].

2.4 MATLAB

MATLAB es un lenguaje de alto desempeño diseñado para realizar cálculos técnicos. MATLAB integra el cálculo, la visualización y la programación en un ambiente fácil de utilizar donde los problemas y las soluciones se expresan en una notación matemática. MATLAB es un sistema interactivo cuyo elemento básico de datos es el arreglo que no requiere de dimensionamiento previo. Esto permite resolver muchos problemas computacionales, específicamente aquellos que involucren vectores y matrices, en un tiempo mucho menor al requerido para escribir un programa en un lenguaje escalar no interactivo tal como C o Fortran [14].

La familia de programas MATLAB incluye el programa base más una variedad de toolboxes. Los toolboxes son una colección de archivos especiales, con los cuales se extiende la funcionalidad del programa base. Juntos, el programa base y el Control System Toolbox, proporcionan la capacidad de usar MATLAB para diseño y análisis de sistemas de control.

MATLAB se puede arrancar como cualquier otra aplicación de Windows 95/98/NT, clicando dos veces en el icono correspondiente o por medio del menú Start. Al arrancar MATLAB se abre una ventana del tipo de la indicada en la Fig. 2.2

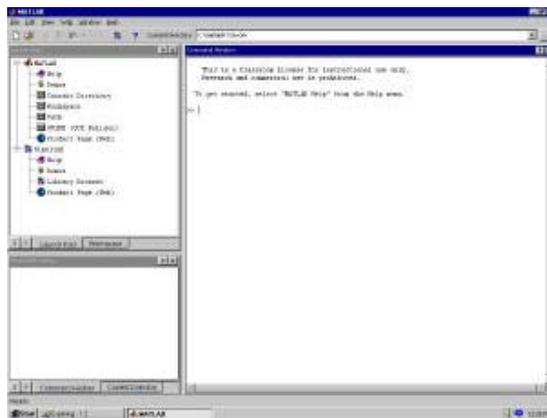


Figura 2.2 Ventana inicial de MATLAB 6.5 [15].

La ventana de comando es la ventana principal, con la cual el usuario interactúa con MATLAB. Es la primera ventana que se abre al ejecutar MATLAB.

La barra de herramientas proporciona un acceso fácil y rápido a las operaciones más comunes. Al colocar el puntero del ratón sobre algún botón durante un par de segundos, MATLAB despliega un tooltip, el cual da el nombre del botón que se ha seleccionado. En la Fig. 2.3 se muestra la barra de herramientas y las opciones que contiene.

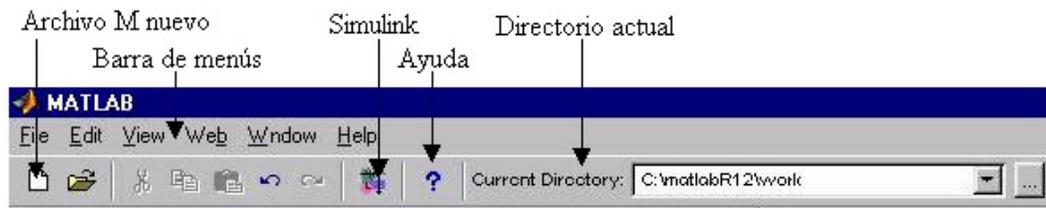


Figura 2.3 Barra de herramientas y su descripción [15].

2.4.1 Variables

Una variable es un nombre que se da a una entidad numérica, que puede ser una matriz, un vector o un escalar. El valor de esa variable, e incluso el tipo de entidad numérica que representa, puede cambiar a lo largo de una sesión de MATLAB o a lo largo de la ejecución de un programa.

MATLAB, a diferencia de la mayoría de los lenguajes de programación no requiere de ningún tipo de declaraciones de tipo de datos (entero, punto flotante, complejos, etc.) ni de dimensionamiento. Cuando MATLAB encuentra una nueva variable, automáticamente crea la variable y reserva la cantidad de localidades de memoria necesarias. Si la variable ya existía dentro del espacio de trabajo actual, simplemente cambia el contenido, si se requiere, o de ser necesario agrega más localidades de memoria a la variable para contener más datos [14].

A semejanza de C, MATLAB distingue entre mayúsculas y minúsculas en los nombres de variables. Los nombres de variables deben empezar siempre por una letra y pueden constar de hasta 31 letras y números. El carácter guión bajo (_) se considera como una letra.

2.4.2 Gráficas

MATLAB grafica directamente en una ventana diferente a la ventana de comando. Dentro de MATLAB a esta ventana se le conoce como figura (figure). Las funciones de graficación automáticamente crean una nueva ventana si no existe ninguna previa, de lo contrario, la ventana designada como ventana actual es usada por MATLAB para generar la nueva gráfica, borrando así la anterior. Generalmente la ventana actual es la última ventana a la cual se le hizo clic con el ratón. Para referirse a una ventana generada anteriormente sólo es necesario teclear figure(x), donde x representa el número de identificación de la ventana presente en la parte superior de la misma [14].

2.4.3 Simulación usando archivos –m

Los archivos que contienen el código de la plataforma de simulación MATLAB se llaman archivos–m. Estos archivos –m pueden ser funciones que acepten argumentos de entrada y produzcan salidas, o simplemente pueden ser scripts que ejecuten una serie de comandos de MATLAB. Para que estos archivos sean reconocidos en MATLAB, debe usarse la extensión .m. Estos archivos pueden crearse en cualquier editor de textos [14].

2.4.4 Construcción de interfaces gráficas de usuario

MATLAB permite desarrollar fácilmente un conjunto de pantallas (paneles) con botones, menús, ventanas, etc., que permiten utilizar de manera muy simple programas realizados dentro de este entorno. Este conjunto de herramientas se denomina interfaz gráfica de usuario (GUI). Las posibilidades que ofrece MATLAB no son muy amplias, en comparación a otras aplicaciones de Windows como Visual Basic, Visual C. La elaboración de GUIs puede llevarse a cabo de dos formas, la

primera de ellas consiste en escribir un programa que genere la GUI (script), la segunda opción consiste en utilizar la herramienta de diseño de GUIs, incluida en el Matlab, llamada GUIDE [14].

Mediante la GUI, el flujo de información está controlado por las acciones (eventos) que sucedan en la interfaz. Comparando con los scripts, en estos los comandos están en un orden preestablecido, mientras que en la GUI no lo están. Los comandos para crear una GUI se escriben en un script, pero una vez que se ejecuta la GUI, esta permanece en la pantalla aunque se haya terminado la ejecución del script. La interacción con el usuario continúa hasta que se cierra la GUI.

2.4.4.1 Objetos gráficos

Los gráficos de MATLAB tienen una estructura jerárquica formada por objetos de distintos tipos. El objeto más general es la pantalla o panel (screen). Dicho objeto es la raíz de todos los demás y sólo puede haber un objeto pantalla. Una pantalla puede contener una o más ventanas (figures). A su vez cada una de las ventanas puede tener uno o más ejes de coordenadas (axes) en los que se puede representar otros objetos de más bajo nivel. Una ventana puede tener también controles (uicontrols) tales como botones, barras de desplazamiento, botones de selección o de opción, etc.) y menús (uimenu). Finalmente, los ejes pueden contener los cinco tipos de elementos gráficos que permite MATLAB: líneas (line), polígonos (patch), superficies (surfaces), imágenes tipo bitmap (image) y texto (text). La jerarquía de objetos indica que en MATLAB hay objetos padres e hijos. Por ejemplo, todos los objetos ventana son hijos de pantalla, y cada ventana es padre de los objetos ejes, controles o menús que están por debajo. A su vez los elementos gráficos (líneas, polígonos, etc.) son hijos de un objeto eje, y no tienen otros objetos que sean sus hijos [14]. Cuando se borra un objeto de MATLAB automáticamente se borran todos los objetos que son sus descendientes.

2.4.4.2 GUIDE: Graphical user interfase development environment

Guide es un juego de herramientas que extiende por completo el soporte de MATLAB, diseñadas para crear GUIs (Graphical User Interfaces) fácil y rápidamente dando auxilio en el diseño y presentación de los controles de la interfaz, reduciendo la labor al grado de seleccionar, tirar, arrastrar y personalizar propiedades.

Siempre será difícil diseñar GUIs, pero no debería ser difícil implementarlas. GUIDE está diseñado para hacer menos tedioso el proceso de aplicación de la interfaz grafica y obviamente para trabajar como herramienta de trazado de GUIs. Entre sus poderosos componentes está el editor de propiedades (property editor), este se encuentra disponible en cualquier momento que se esté lidiando con los controles de MATLAB. El editor de propiedades por separado se puede concebir como una herramienta de trazado, y asistente de codificación (revisión de nombres y valores de propiedades). Cuando se fusiona con el panel de control, el editor de menú, y herramienta de alineación, resulta una combinación que brinda inigualable control de los gráficos en MATLAB [14].

Las Componentes principales de GUIDE, que se muestran en la figura 2.4, son:

- ✓ Barra de Menús: Aquí se encuentran las funciones elementales de Edición de GUI's.

- ✓ Paleta de Componentes (component Palette): Aquí se encuentran los uicontrols. Estos componentes permiten seleccionar los controles (objetos) que son los que se muestran en la figura.

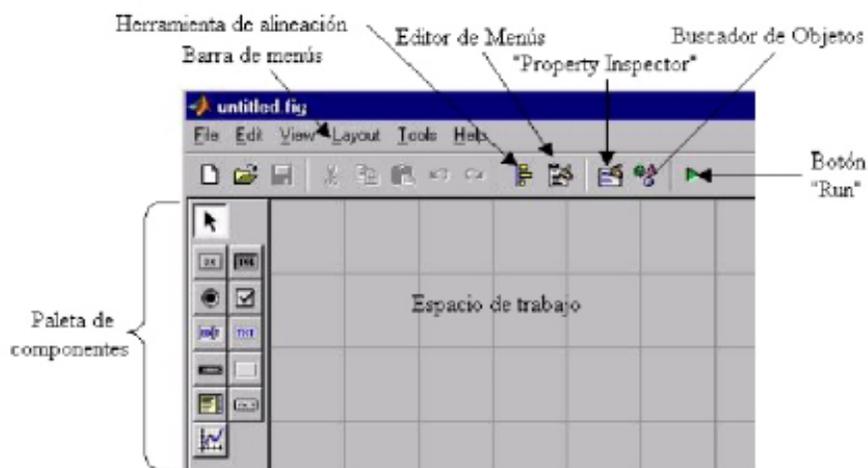


Figura 2.4 Ventana principal de GUIDE [15].

- ✓ La Barra de Herramienta: En ella se encuentran los siguientes botones:
 - Botón de ejecución (Run button): Al presionarse se crea la figura de la interfaz diseñada en el Layout Área.
 - Alineación de Componentes (Alignment tool): esta opción permite alinear los componentes que se encuentran en el área de trabajo (Layout Área) de manera personalizada.
 - Propiedades del Inspector (Property Inspector): con esta opción se asignan o se modifican las propiedades de cada objeto en forma personalizada.
 - Navegador de Objetos (Object Browser): Muestra todos los objetos que se encuentran en la figura (en forma de árbol) y a través de Object Browser se puede seleccionar los objetos.
 - Editor de Menús (Menú Editor): El redactor de Menú crea menús de ventana y menús de contexto.

CAPÍTULO 3: METODOLOGÍA

El desarrollo de este trabajo tiene como objetivo el diseño de controladores PID mediante la aplicación de técnicas de optimización. Las técnicas de optimización permiten, mediante la evaluación de alguna norma matemática, hallar una solución satisfactoria al problema planteado. En esta oportunidad se aplicará la norma del error cuadrático, evaluándose la diferencia entre la señal de salida del proceso controlado y la señal de salida de un modelo referencial de segundo orden con ξ y w_n definidos.

Las técnicas de optimización requieren, para su desarrollo, un conjunto de valores iniciales para las variables a optimizar, así como de una función de costo que sirva de herramienta para la evaluación de los nuevos valores que se van asignando a las variables estudiadas.

La función de costo que se utilizará en este trabajo, será la diferencia cuadrática entre la señal de salida del proceso controlado y la de un modelo referencial de segundo orden. Como valores iniciales para las variables estudiadas se utilizarán valores de K_c , T_i , y T_d (parámetros de un controlador PID) obtenidos mediante la aplicación del método de la Respuesta en Frecuencia, que es una de las metodologías convencionales más aplicadas a la hora de diseñar controladores PID.

3.1 Diseño de controladores PID

Diseñar controladores tipo PID, consiste en determinar los parámetros K_c , T_i y T_d que conforman la estructura matemática del controlador. K_c representa la ganancia proporcional del controlador, que no es más que una constante que relaciona linealmente la señal retroalimentada de control con el error presente en la salida del sistema. Para la mayoría de los sistemas hay un límite superior en la ganancia proporcional, para lograr una respuesta bien amortiguada y estable.

T_i representa el tiempo integral o tiempo de restablecimiento y $1/T_i$ se considera la velocidad de restablecimiento. La presencia del tiempo integral en un controlador PID reduce o elimina los errores en estado estacionario a costa de una reducción de la estabilidad. T_d representa el tiempo diferencial, que se utiliza para aumentar la amortiguación e incrementar la estabilidad de los sistemas.

Para el diseño de controladores PID existen varios métodos ampliamente difundidos como son: Ziegler-Nichols, respuesta en frecuencia (REF), lugar geométrico de las raíces (LGR), entre otros, con los cuales se puede encontrar los valores K_c , T_i y T_d que generalmente permiten controlar de manera estable y precisa las variables involucradas en el sistema de control estudiado. Además de las técnicas ya mencionadas, también se pueden emplear métodos de optimización a la hora de diseñar controladores PID, con el fin de ajustar más finamente los parámetros obtenidos usando las técnicas tradicionales.

En esta oportunidad se aplicará REF como técnica primaria, para obtener los valores iniciales con los que se empezará la aplicación de las técnicas de optimización (Poliedros Flexibles y Algoritmos genéticos).

3.1.1 Diseño de controladores PID, mediante respuesta en frecuencia

El diseño, mediante REF, consiste en analizar el sistema controlado como si éste estuviera representado por una ecuación diferencial de segundo orden, para de ese modo intentar modelar su respuesta mediante el uso de algunas características dinámicas definidas para este tipo de sistemas (2° orden). Por eso es necesario para su aplicación conocer los parámetros característicos de un sistema de 2° orden, como son: la frecuencia natural (w_n) y la razón de amortiguamiento (ξ), las cuales se pueden dar directamente o mediante características de la respuesta transitoria como: tiempo

de estabilización, sobreimpulso y tiempo pico. Estos parámetros se relacionan, para un sistema de segundo orden, mediante las siguientes ecuaciones:

$$M_P = e^{\frac{-\pi \cdot \xi}{\sqrt{1-\xi^2}}} \quad (3.1)$$

$$T_S = \frac{4}{\xi \cdot \omega_n} \quad (3.2)$$

$$T_P = \frac{\pi}{\omega_n \cdot \sqrt{1-\xi^2}} \quad (3.3)$$

Donde: M_p es el sobreimpulso máximo, T_s representa el tiempo de estabilización o asentamiento y T_p es el tiempo pico.

El sobreimpulso máximo (M_p) representa la diferencia entre el máximo valor de la respuesta del sistema, $y(t)$, y el valor de dicha respuesta en estado estacionario, es decir, se puede definir al sobreimpulso como:

$$M_P = \frac{y_{\max} - y_{ss}}{y_{ss}} \quad (3.4)$$

Donde: y_{\max} representa el Máximo valor de la respuesta $y(t)$, y_{ss} es el Valor de estado estacionario de la respuesta $y(t)$

El tiempo pico (T_p) representa el tiempo en el cual se presenta el valor máximo de la respuesta del sistema, es decir, y_{\max} . Por su parte, el tiempo de estabilización o asentamiento (T_s) representa el tiempo para el cual el sistema comienza a presentar

valores de respuesta que tienen un bajo porcentaje de variación respecto al valor de estado estacionario, que generalmente se considera de 2 o 5%.

Una vez conocidos ξ y w_n se procede a calcular el margen de fase (M_f) y la frecuencia de corte (w_c), mediante las siguientes expresiones:

$$M_f = 90 - \operatorname{tg}^{-1} \left[\frac{\sqrt{-2\xi^2 + \sqrt{4\xi^4 + 1}}}{2\xi} \right] \quad (3.5)$$

$$w_c = w_n \cdot \sqrt{-2\xi^2 + \sqrt{1 + 4\xi^4}} \quad (3.6)$$

Estos valores se calculan con el fin representar, para el sistema estudiado, los parámetros de la respuesta en frecuencia de un sistema de segundo orden, definido por la frecuencia natural y la razón de amortiguamiento obtenidas anteriormente. Es decir, mediante respuesta en frecuencia se considera la respuesta transitoria del sistema estudiado, como la correspondiente a un sistema de segundo orden, para de este modo emplear todas las ecuaciones descritas anteriormente, correspondientes a sistemas de segundo orden.

Seguidamente se calculan la magnitud y la fase, en lazo abierto, del sistema analizado, que se representa en la Fig. 3.1. Esto se hace factorizando los polinomios componentes de la función de transferencia del sistema, es decir, el polinomio numerador y el denominador, de esta forma se conocen las raíces del sistema (polos y ceros).

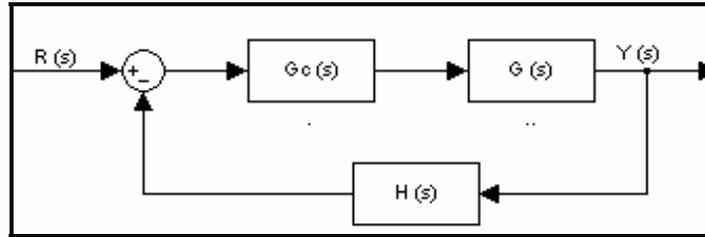


Figura 3.1 Diagrama de bloques para un sistema al cual se le aplica R.E.F.

$$GH(s) = \frac{(s + z_1)(s + z_2) \dots (s + z_n)}{(s + p_1)(s + p_2) \dots (s + p_m)} \quad (3.7)$$

Luego se sustituye la frecuencia “ iw ” en la variable “ s ” de la función de transferencia, para así convertir las raíces en un conjunto de números complejos dependientes de la frecuencia, que se pueden escribir en forma vectorial, como una magnitud y una fase.

$$GH(iw) = \frac{(iw + z_1)(iw + z_2) \dots (iw + z_n)}{(iw + p_1)(iw + p_2) \dots (iw + p_m)} \quad (3.8)$$

$$GH(iw) = \frac{\sqrt{w^2 + z_1^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{z_1} \right) \sqrt{w^2 + z_2^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{z_2} \right) \dots \sqrt{w^2 + z_n^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{z_n} \right)}{\sqrt{w^2 + p_1^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{p_1} \right) \sqrt{w^2 + p_2^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{p_2} \right) \dots \sqrt{w^2 + p_m^2} \angle \text{tg}^{-1} \left(\frac{w}{p_m} \right)} \quad (3.9)$$

Finalmente se obtienen la magnitud y la fase total del sistema, mediante la suma de todas las magnitudes y fases de cada raíz componente.

$$|GH(iw)|_{dB} = 20 \log \left(\frac{\sqrt{w^2 + z_1^2} \sqrt{w^2 + z_2^2} \dots \sqrt{w^2 + z_n^2}}{\sqrt{w^2 + p_1^2} \sqrt{w^2 + p_2^2} \dots \sqrt{w^2 + p_m^2}} \right) \quad (3.10)$$

$$\angle GH(iw) = \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{z_1}\right) + \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{z_2}\right) + \dots \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{z_n}\right) - \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{p_1}\right) - \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{p_2}\right) - \dots \operatorname{tg}^{-1}\left(\frac{w}{p_m}\right) \quad (3.11)$$

Teniendo la fase y la magnitud en decibeles del sistema estudiado se procede a aplicar las condiciones de magnitud y margen de fase (M_f), que describen las siguientes ecuaciones:

$$M_f = 180 + \angle Gc(w_c) + \angle GH(w_c) \quad (3.12)$$

$$0 = |Gc(w_c)|_{dB} + |GH(w_c)|_{dB} \quad (3.13)$$

Donde: $Gc(w_c)$ es la función de transferencia del controlador PID, $GH(w_c)$ es la función de transferencia del sistema controlado y w_c es la frecuencia de corte previamente calculada, que representa el valor de w para el cual la magnitud de G_cGH es igual a uno.

En los términos $\angle Gc(w_c)$ y $|Gc(w_c)|_{dB}$, aparecen como incógnitas los parámetros K_c , T_i y T_d . Basta resolver las expresiones (3.12) y (3.13) para conocer los valores K_c , T_i y T_d que conforman al controlador PID diseñado por este método (respuesta en frecuencia).

Por ejemplo, si se está diseñando un controlador PI, para el cual:

$$Gc(s) = \frac{K_c (T_i s + 1)}{T_i s} \quad (3.14)$$

Entonces, al realizar la sustitución de la frecuencia “ iw ” en lugar de la variable “ s ” y separar en una magnitud y una fase, de manera análoga ha como se realizó

anteriormente para el sistema $G(s)$, se obtiene que:

$$|Gc(w_c)|_{dB} = 20 \log \left(\frac{K_c \sqrt{T_i w_c^2 + 1^2}}{T_i w_c} \right) \quad (3.15)$$

$$\angle Gc(w_c) = \text{tg}^{-1} \left(\frac{T_i w_c}{1} \right) - 90 \quad (3.16)$$

Donde w_c corresponde al valor de la frecuencia de corte, anteriormente calculada.

Sustituyendo las ecuaciones 3.15 y 3.16 en las ecuaciones 3.12 y 3.13 respectivamente, se pueden obtener los parámetros buscados. En el caso de un controlador PI sólo K_c y T_i .

Todo el procedimiento descrito anteriormente se repite para varios valores de ξ y w_n para así crear varios puntos (K_c , T_i y T_d) que servirán de puntos iniciales para las técnicas de optimización.

El procedimiento completo de aplicación del método de respuesta en frecuencia se escribe en un algoritmo, utilizando la sintaxis de Matlab, creándose así un código de programación que utiliza como entradas los valores de ξ y w_n para arrojar como salida los valores de K_c , T_i y T_d . Este código posteriormente formará parte de un código completo con el que funcionará una interfaz gráfica para la aplicación de las técnicas de optimización.

Una vez conocidos los distintos conjuntos de valores de K_c , T_i y T_d obtenidos mediante REF se inicia la aplicación de las técnicas de optimización, en este caso, Poliedros Flexibles y Algoritmos genéticos.

3.2 Aplicación del método de los poliedros flexibles

El método de los Poliedros Flexibles se basa en fundamentos geométricos, los cuales conociendo el número de parámetros a optimizar, \mathbf{N} , permiten construir el poliedro más sencillo en el correspondiente hiperespacio paramétrico, dicho poliedro posee $\mathbf{N}+1$ vértices, donde se evalúa la función objetivo y se decide que nuevos valores de los parámetros se ajustan mejor al objetivo prefijado.

En esta oportunidad la función objetivo está representada, como se mencionó anteriormente, por el cuadrado de la diferencia entre la señal de salida del sistema de control optimizado y la señal de un sistema referencial de segundo orden. Esto quiere decir, que el objetivo es encontrar los valores de K_c , T_i y T_d con los cuales el sistema estudiado presenta un comportamiento que se ajuste de la mejor manera posible al comportamiento del sistema modelo de segundo orden.

$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_{s(i)} - y_{m(i)}]^2 \quad (3.17)$$

Donde: n representa el número de muestras en el tiempo, $y_{s(i)}$ es la respuesta del sistema estudiado usando el controlador PID y $y_{m(i)}$ es la respuesta del sistema modelo de 2^{do} orden.

Como la función objetivo, J , tiene tres parámetros a optimizar (K_c , T_i y T_d) se requieren cuatro puntos iniciales (K_c , T_i y T_d) que sirvan como vértices del poliedro. Estos cuatro puntos, se obtuvieron mediante la aplicación de REF.

El paso inicial en este método es evaluar, utilizando la función \mathbf{J} , cada uno de los cuatro vértices iniciales para luego determinar cual de ellos presenta el mayor y

menor costo asociado, es decir, mayor y menor valor de **J** respectivamente.

Luego se asigna el menor valor de **J** al criterio de parada **P**, el cual es un parámetro que se compara con una tolerancia (tol) preestablecida a fin de verificar si se detiene el proceso iterativo o se continua el mismo. La tolerancia representa el máximo valor de **P** permitido, siendo entonces indicativo del grado de similitud entre la respuesta del sistema controlado y la del sistema referencial de segundo orden.

Si **P** resulta menor que tol, entonces, se tendría directamente el punto óptimo, que correspondería al punto que produjo el menor valor de **J**.

Si por el contrario, **P** resulta mayor que tol, entonces se iniciarán las operaciones inherentes al método, comenzando con el cálculo del centroide de área opuesto al vértice de mayor costo asociado, mediante la ecuación:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N+1} v_q^i - \frac{1}{N} v_q^a \quad (3.18)$$

Donde: C es el centroide del poliedro, v_q^i representa cada uno de los vértices del poliedro y v_q^a es el vértice (punto) de mayor costo asociado.

Seguidamente se calcula un nuevo vértice, el cual es generado a partir del centroide calculado anteriormente, dicho vértice sustituye al de mayor costo asociado en el conjunto de los cuatro puntos que forman el poliedro, a este proceso se le denomina reflexión.

$$\mathbf{v}_q^R = (1 + \alpha)C - \alpha \mathbf{v}_q^a \quad (3.19)$$

Donde: \mathbf{v}_q^R es el vértice de reflexión y α es una constante de reflexión (menor a 1)

Luego el vértice de reflexión es evaluado, utilizando la función de costo J, y el resultado es comparado con los valores de J de los vértices iniciales, estableciéndose las siguientes 4 condiciones:

1. Si el costo asociado a \mathbf{v}_q^R es inferior al costo del vértice de menor costo \mathbf{v}_q^b , entonces el poliedro sufre una expansión descrita por la siguiente ecuación:

$$\mathbf{v}_q^E = \gamma \mathbf{v}_q^R + (1 - \gamma)C \quad (3.20)$$

Donde: \mathbf{v}_q^E representa el vértice de expansión y γ es la constante de expansión (mayor a 1).

A su vez, si el costo asociado a \mathbf{v}_q^E es menor que el asociado al vértice de menor costo \mathbf{v}_q^b , entonces se sustituye \mathbf{v}_q^a por \mathbf{v}_q^E . Por el contrario si el costo asociado a \mathbf{v}_q^E es mayor que el asociado al vértice de menor costo, entonces se sustituye \mathbf{v}_q^a por \mathbf{v}_q^R . En cualquiera de ambos casos, una vez sustituido el vértice \mathbf{v}_q^a se reinicia el proceso de reflexión.

2. Si el costo asociado a v_q^R es mayor que el costo de cada vértice v_q^i , excepto al del vértice de mayor costo v_q^a , entonces se sustituye v_q^a por v_q^R y se produce una contracción del poliedro, descrita por:

$$v_q^c = \beta v_q^a + (1 - \beta)v_q^R \quad (3.21)$$

Donde: v_q^c es el vértice de contracción y β representa la constante de contracción (menor a 1).

En este caso, si el costo asociado a v_q^c es menor que el costo de v_q^R , entonces se sustituye v_q^a por v_q^c . En caso contrario, se cambian todos los vértices, utilizando la siguiente expresión:

$$v_{q+1}^i = \frac{v_q^i + v_q^b}{2} \quad (3.22)$$

En cualquier caso, se retorna al proceso de reflexión.

3. Si el costo asociado a v_q^R es mayor que el costo asociado a v_q^a , entonces, se realiza la contracción descrita por la ecuación 3.21, sin realizar el cambio de v_q^a por v_q^R . En este caso, si el costo asociado al v_q^c generado es menor que el costo de v_q^a , entonces se sustituye v_q^a por v_q^c , sino, se cambian todos los vértices v_q^i , usando la ecuación 3.22. En cualquiera de los dos casos, se retorna al proceso de reflexión.

4. Si no se cumple ninguna de las 3 condiciones anteriores, sólo se sustituye v_q^a por v_q^R y se retorna al proceso de reflexión.

Cada vez que se retorna al proceso de reflexión, es calculado el valor de \mathbf{J} para cada uno de los cuatro puntos o vértices, determinándose los de mayor y menor costo asociado y reasignándole al criterio de parada \mathbf{P} , el valor del menor costo.

Este proceso de búsqueda del punto óptimo se considera terminado en la iteración en la cual se logra que el valor de \mathbf{P} sea menor que la tolerancia, en cuyo caso el vértice considerado óptimo es aquel que genera el valor de \mathbf{J} menor a la tolerancia.

Al igual que se realiza con el método de REF, el método de poliedros flexibles también es escrito en forma de un algoritmo lógico y es codificado, usando la sintaxis de Matlab. En este caso se crea un código de programación que recibe como entradas, cuatro conjunto de valores (K_c , T_i y T_d) provenientes de la aplicación de REF y arroja como salida, el vértice o punto (K_c , T_i y T_d) considerado óptimo, según los criterios de Poliedros Flexibles. Este código junto con el desarrollado para REF, formará parte de los códigos que usará la interfaz gráfica que se creará para la aplicación tanto de Poliedros Flexibles como de Algoritmos Genéticos.

3.3 Aplicación del método de los algoritmos genéticos

El método de los Algoritmos Genéticos se enmarca dentro de la rama de la inteligencia artificial conocida como computación evolutiva, la cual estudia los fundamentos y aplicaciones de técnicas heurísticas de búsqueda que emplean los principios de la evolución natural.

Para desarrollar un algoritmo genético se necesita una representación del

problema y una función de ajuste o adaptación al problema, la cual asigna un número real a cada posible solución. Durante la ejecución del algoritmo, los padres son seleccionados para la reproducción, luego se cruzan generando dos hijos, sobre cada uno de los cuales actuará un operador de mutación. El resultado de las anteriores funciones será un conjunto de individuos (posibles soluciones al problema), los cuales en la evolución del algoritmo, formarán parte de la siguiente población.

En esta oportunidad se empleará la ecuación (3.11) como función de adaptación, a demás se utilizará una población inicial de 8 individuos o puntos (K_c , T_i y T_d) provenientes de la aplicación de REF.

Para empezar, la población inicial será evaluada usando la función de adaptación, determinando así su costo asociado. Seguidamente, se seleccionan los mejores individuos de la población para que se reproduzcan y pasen a formar parte de la siguiente generación.

La selección se realiza en base al costo asociado, es decir, se reproducirán y pasarán a la siguiente generación los n mejores individuos de los m que formaban la población inicial. El número n de individuos seleccionados dependerá de la tasa de selección que se establezca, según la siguiente ecuación:

$$P_m = T_{sel} \times P_I \quad (3.23)$$

Donde: P_m es la parte de la población inicial que se mantiene y reproduce, T_{sel} es la tasa de selección y P_I es Población inicial.

En esta oportunidad se utilizará una tasa de selección fija de 0.5 a manera de facilitar el desarrollo de los cálculos, ya que de esta forma se realizan

emparejamientos uniformes, creándose dos parejas de padres que producirán dos hijos cada una, con los cuales finalmente se completará cada nueva generación.

El cruzamiento o reproducción de los 4 mejores individuos, se realiza bajo la estrategia de cruce en un punto, en la cual se genera, al azar, un punto de cruce a partir del cual se intercambia el material genético de los padres. En este caso, al tratarse de un algoritmo genético continuo, es decir, que la población no se codifica en lenguaje binario sino que se opera con sus valores reales, para minimizar una función de tres variables, el punto de cruce deberá estar ubicado en la posición 1 o 2 de las 3 que componen los vectores solución, para garantizar así que se intercambie parte del contenido genético de ambos padres.

En la figura 3.2 se muestra gráficamente el procedimiento de cruzamiento en un punto, para un vector solución formado por 8 variables. En este caso el punto de cruce está ubicado en la posición 3.

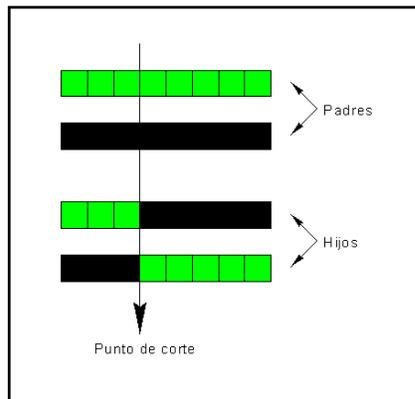


Figura 3.2 Representación gráfica del proceso de cruzamiento en un punto [F.P.].

Para los vectores solución usados en este trabajo, manejando la sintaxis de matlab, el punto de cruce se genera mediante la siguiente expresión:

$$P_c = \text{round}(\text{rand} \cdot (N_t - 1)) \quad (3.24)$$

Donde: P_c representa el punto de cruce, N_t es el número de parámetros a optimizar, `round` es un comando de matlab que sirve para redondear a números enteros y `rand` es un comando de matlab que sirve para generar números aleatorios.

En este caso existen dos parejas de padres que se cruzarán, para generar dos hijos cada una, lo cual implica que se generarán 4 nuevos individuos que junto a los 4 seleccionados inicialmente formarán la siguiente población.

$$P_n = P_m + H \quad (3.25)$$

Donde: P_n representa la nueva población y H representa los hijos generados.

La nueva generación se considera completada cuando los 8 individuos, los 4 nuevos hijos y los 4 padres seleccionados inicialmente, son sometidos a mutación. El grado de mutaciones está determinado por la tasa de mutación, según la ecuación siguiente:

$$N_{mut} = T_{mut} \times N_t \times (M - 1) \quad (3.26)$$

Donde: N_{mut} representa el número de mutaciones a realizar, T_{mut} es la tasa de mutación y M es el número de individuos que forman cada población (8).

Una vez conocido el número de mutaciones a realizar, se generan aleatoriamente en matlab los puntos en los que se realizarán dichas mutaciones, estos puntos se generan mediante las siguientes expresiones:

$$ix = \text{ceil}(M \times \text{rand}) \quad (3.27)$$

$$iy = \text{ceil}(N_i \times \text{rand}) \quad (3.28)$$

Donde: ix es la fila de la matriz población en la que se realizará la mutación, iy es la columna en la que se realizará la mutación y ceil es un comando de matlab que sirve para redondear hacia el número entero inmediato superior.

La nueva población, ya mutada, es evaluada usando la función de adaptación. En caso de que algún individuo tenga un costo asociado menor al establecido como costo mínimo, se detiene el proceso iterativo y dicho individuo es considerado el óptimo, es decir, el criterio de parada en este método viene dado por un costo mínimo preestablecido.

El método de los algoritmos genéticos, como método perteneciente a la computación evolutiva, está diseñado para ser desarrollado en cualquier lenguaje de programación, teniendo en cuenta sólo las diferencias de sintaxis que puedan existir entre uno y otro lenguaje. En esta oportunidad se hace uso de matlab para programar un algoritmo que desarrolla este método. El programa generado toma como entrada 8 puntos (K_c , T_i y T_d) provenientes de la aplicación de REF y arroja como salida el punto considerado óptimo, según los criterios propios del método.

El código de programación desarrollado para este método pasará, junto a los de Poliedros Flexibles y Respuesta en Frecuencia, a formar parte de los códigos con los cuales trabajará la interfaz gráfica que se creará para la aplicación de las dos técnicas de optimización.

3.4 Desarrollo de la interfaz gráfica

Una interfaz gráfica representa una herramienta computacional de interacción entre un usuario y un código de programación desarrollado para facilitar y agilizar la realización de cálculos, gráficos o cualquier otra tarea, es decir, es un medio que permite introducir datos y visualizar resultados en forma clara y precisa.

En esta oportunidad se desarrollará una interfase que reciba como entrada, la función de transferencia del proceso a controlar, los parámetros característicos del sistema referencial de segundo orden y varios valores de sobreimpulso (S_p) y tiempo de estabilización (T_s). Los valores de S_p y T_s , junto con la función de transferencia serán usados para generar, mediante REF, los valores iniciales de K_c , T_i y T_d que se utilizarán como puntos iniciales en las técnicas de optimización. Mientras que los parámetros característicos del sistema referencial de segundo orden se utilizarán para establecer la función de costo, J , con la cual se desarrollarán los métodos de optimización.

Para desarrollar la interfase se utilizará una herramienta de matlab denominada GUIDE, que permite crear una ventana de aplicación donde se colocan todos los objetos que se consideran necesarios, tanto para la introducción de datos como para la presentación de los resultados. GUIDE proporciona objetos que permiten introducir y recibir valores individuales, así como valores múltiples. También posee objetos de visualización de gráficos, lo cual ayuda a una mejor interpretación de resultados.

La interfase que se desarrollará en esta ocasión estará dotada de una combinación de objetos que permita un uso simple y efectivo. Se utilizarán editores de texto para la introducción de todos los datos, botones para ordenar la realización de los cálculos (ejecución del código de programación desarrollado), además de otros editores de texto y ejes de graficación para indicar los resultados obtenidos.

Esta interfase mostrará como resultado los valores de K_c , T_i y T_d óptimos, arrojados por cada método (poliedros flexibles y algoritmos genéticos), así como un par de gráficos en los cuales se superpondrán las respuestas del sistema controlado con el sistema referencial de segundo orden.

3.5 Comparación de resultados obtenidos

La comparación de los resultados obtenidos por uno y otro método se hace de manera rápida y directa, ya que los gráficos que representan el comportamiento del sistema referencial y el comportamiento del sistema controlado, bajo la acción del controlador óptimo diseñado por cada método, indican de manera precisa con cual de los dos controladores (el de poliedros flexibles o el de algoritmos genéticos) se obtiene un comportamiento lo más parecido posible al del sistema referencial.

De este modo se establece cual de los métodos ofrece una mejor relación entre los parámetros de las respuestas transitorias obtenidas, como el sobreimpulso y el tiempo de estabilización, para distintos sistemas estudiados.

3.6 Determinación de efectividad de los métodos

La determinación de la efectividad de los métodos aplicados, será consecuencia directa de la comparación de los resultados, ya que esta permitirá visualizar si uno de los dos métodos aplicados es más acertado que el otro, para todos los sistemas estudiados, o si por el contrario, la efectividad de uno u otro método varía cuando cambia la estructura del sistema estudiado, es decir, cuando se añaden o se sustraen polos o ceros a la función de transferencia de dicho sistema.

De esta forma, se establecerá finalmente si los resultados arrojados por uno de

los dos métodos son más confiables que los del otro método, o se definirá cual de los dos es el más efectivo para cada tipo de sistema analizado.

CAPÍTULO 4: RESULTADOS Y ANÁLISIS

El comportamiento de los sistemas controlados con controladores diseñados mediante respuesta en frecuencia además de estar limitado al uso en sistemas lineales o que hallan sido linealizados, en caso de no serlo, generalmente presenta altas oscilaciones, es decir, valores muy elevados de sobreimpulso máximo además de tiempos de estabilización altos, por lo cual, en este trabajo se recurre a la aplicación de los métodos de optimización, con el fin de ajustar la respuesta de los sistemas controlados, para obtener así respuestas más aceptables.

Con la aplicación de las técnicas de optimización se persiguió el objetivo de ajustar el comportamiento de los sistemas controlados, al comportamiento de un sistema modelo, de poca oscilación, con un valor de sobreimpulso bajo y un tiempo de estabilización corto.

Para ambos métodos se estudió la variación de los parámetros característicos de cada uno, con el fin de determinar el efecto de éstos sobre las soluciones conseguidas, con la salvedad de que en el caso de los Poliedros Flexibles se variaron sus tres parámetros alfa, gamma y beta, mientras que en Algoritmos Genéticos se fijó el parámetro tasa de selección y sólo se varió la tasa de mutación.

Finalmente se probó, en un sistema no lineal, la eficiencia de los controladores diseñados mediante una aproximación lineal del mismo y se compararon con controladores diseñados aplicando el método de los Algoritmos Genéticos directamente sobre el sistema no lineal, eliminando así los errores que conlleva la aproximación lineal del sistema.

4.1 Diseño y optimización de los parámetros de un controlador pid para un sistema representado por la función de transferencia:

$$H(s) = \frac{Y(s)}{M(s)} = \frac{10}{S^4 + 6S^3 + 13S^2 + 14S + 6}$$

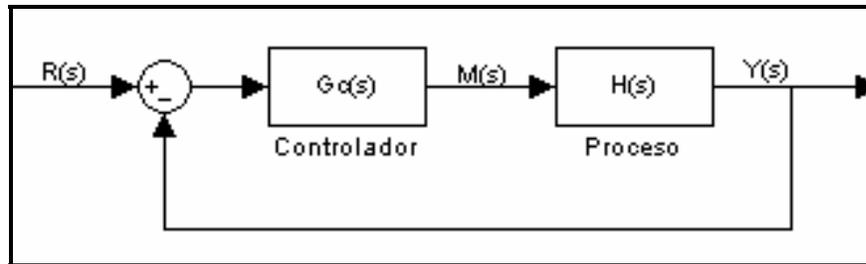


Figura 4.1 Diagrama de bloques para control en lazo cerrado de $H(s)$ [F.P.]

La respuesta escalón en lazo abierto de este sistema, donde UA representa unidades de amplitud, Fig. 4.2, presenta el llamado comportamiento de curva “S” característico de los sistemas compuestos sólo por polos reales y negativos, lo cual no es lo que se hubiera esperado ya que se trata de un sistema que posee un par de polos complejos, que se observan al factorizar el polinomio denominador de la función de transferencia, que se supone debían añadir una tendencia oscilatoria a la respuesta del sistema.

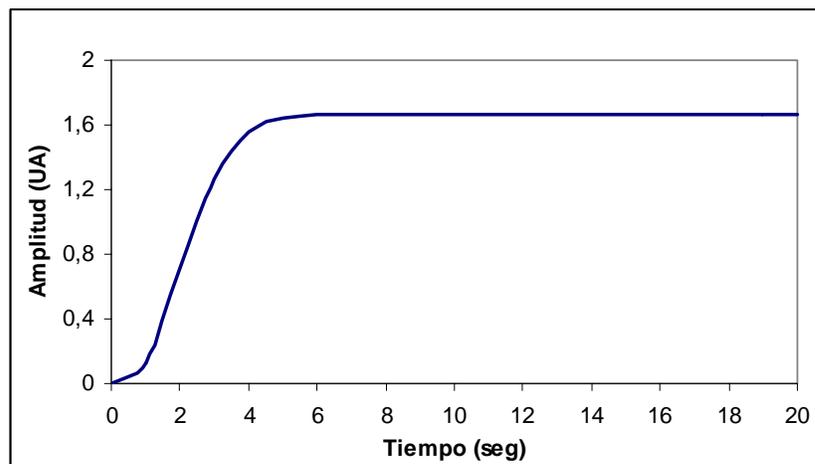


Figura 4.2 Respuesta escalón unitario $y(t)$, en lazo abierto [F.P.]

A continuación se procede a aplicar control PID al sistema con el fin de observar su efecto en el comportamiento del mismo, tratando así de disminuir el tiempo de levantamiento y el efecto del tiempo muerto.

Primeramente se aplica el método de diseño de la Respuesta en Frecuencia, para la cual se introducen como datos de diseño varios valores de sobreimpulsos y tiempos de estabilización, obteniéndose así varios controladores que a la vez son evaluados utilizando la función de costo que mide el grado de similitud entre la respuesta del sistema bajo la acción del controlador diseñado y la respuesta de un sistema modelo de segundo orden preestablecido.

Aplicando Respuesta en Frecuencia se obtienen varios controladores, que se muestran en la tabla 4.1, los cuales posteriormente fueron usados como puntos iniciales para la aplicación de las técnicas de optimización. Estos controladores se diseñan suministrando, como datos, combinaciones de sobreimpulso (S_p) y tiempos de estabilización (T_s) característicos de una respuesta poco oscilatoria y con tiempos de levantamiento menores o iguales a los exhibidos por el sistema en lazo abierto.

Tabla 4.1 Parámetros de controladores diseñados mediante Respuesta en Frecuencia

Condiciones	Control	K_c	T_i	T_d	Costo (J)
$S_p = 12$ $T_s = 10$	PI	1.3033	1.3775	0	1.8297
	PID	1.3033	3.2521	0.3075	0.0163
$S_p = 10$ $T_s = 7$	PI	2.1017	2.4118	0	23.1510
	PID	2.1017	2.4526	0.4077	0.0651
$S_p = 8$ $T_s = 6$	PI	2.3242	3.1815	0	25.9710
	PID	2.3242	2.2402	0.0446	0.0839
$S_p = 6$ $T_s = 5$	PI	2.5790	5.3758	0	30.2490
	PID	2.5790	2.0210	0.0495	0.1081

La respuesta del sistema utilizando el controlador que generó el menor costo es mostrada en la figura 4.3, donde se observa claramente que se elimina el error de estado estable a expensas de la aparición del comportamiento oscilatorio del sistema, el cual induce un aumento en el tiempo de estabilización.

Con el fin de mejorar el comportamiento de la variable de salida del sistema controlado se procede a aplicar los métodos de optimización, tratando así de reducir el costo J asociado al controlador final que se obtenga.

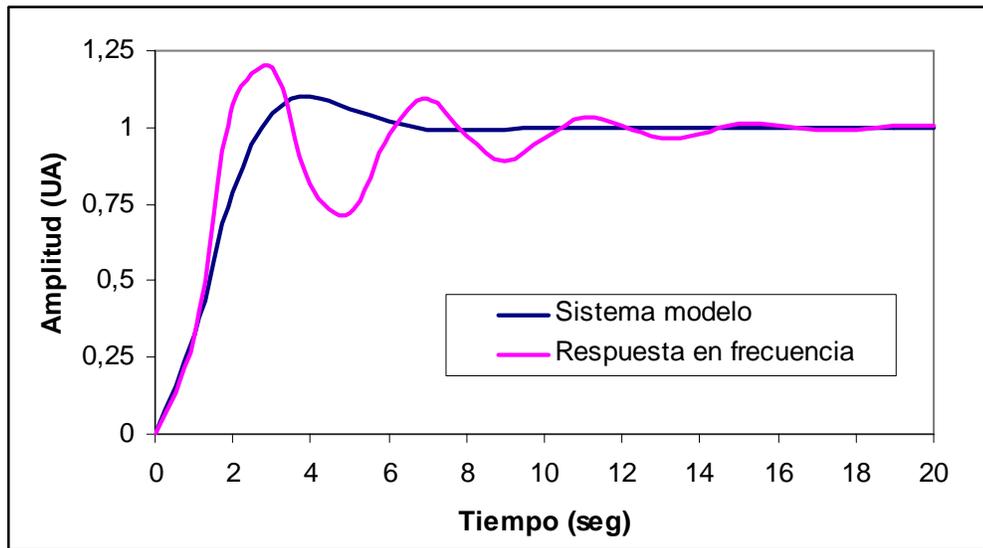


Figura 4.3 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando un controlador PID diseñado mediante Respuesta en Frecuencia [F.P.]

4.1.1 Método de los Poliedros Flexibles

Primeramente se aplica el método de los Poliedros Flexibles, para el cual se requieren cuatro puntos iniciales, los cuales se toman de la tabla de Respuesta en Frecuencia. Como este método tiene tres (3) parámetros característicos, se realiza inicialmente un estudio de la influencia de la variación de dichos parámetros en la exactitud de la

respuesta obtenida, es decir en el costo final asociado.

Para estudiar la influencia de los parámetros se hacen variaciones, uno a uno, según los valores recomendados por la literatura, es decir, valores mayores a uno (1) para gamma y menores pero cercanos a uno (1) para alfa y beta. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 4.2.

Tabla 4.2 Costo asociado al sistema para distintos valores de alfa, beta y gamma

Alfa	Gamma	Beta	Costo (J)
0.75	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.80	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.90	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.95	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.25	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.50	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	2.00	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	2.25	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.75	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.80	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.85	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.90	2.2572×10^{-4}
0.85	1.75	0.95	2.2673×10^{-4}

Como se observa en la tabla 4.2, la variación de los parámetros característicos del método no influyó en el costo final asociado a la respuesta del sistema. Esto implica que, sin importar los valores que se dé a estos parámetros, la dinámica de los cálculos siempre conduce a la minimización de la función de costo. Aunque para algunas combinaciones de valores de los parámetros el mínimo se alcanza en un número menor de iteraciones, no obstante para este tipo de cálculos la diferencia no es considerable ya que el tiempo máximo necesario para alcanzar el mínimo fue de

unos 60 segundos aproximadamente.

Finalmente se tomaron los valores de 0.85, 1.75 y 0.85 para alfa, gamma y beta respectivamente, por ser los valores intermedios de los rangos estudiados, con el fin de conocer los parámetros del controlador y la respuesta del sistema bajo la acción de este, la cual se muestra en la Fig. 4.4.

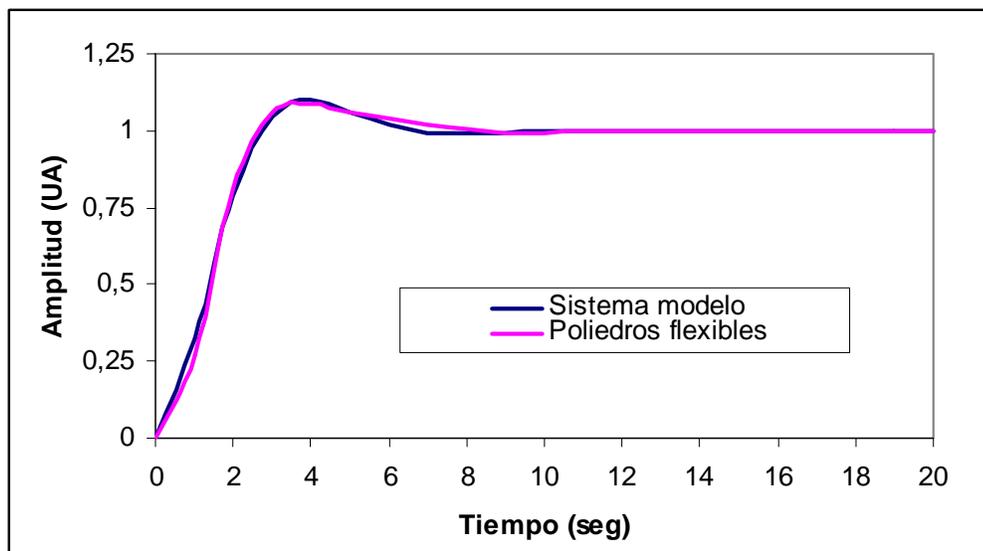


Figura 4.4 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando el controlador PID diseñado mediante Poliedros Flexibles [F.P.]

El resultado final obtenido al aplicar Poliedros Flexibles ($K_c=0.6597$, $T_i=1.2919$ y $T_d=0.7187$) es muy satisfactorio ya que se logra un claro ajuste entre el sistema (línea azul) y el modelo referencial (línea roja), es decir, se suaviza totalmente el comportamiento de la curva, obteniéndose una respuesta con un bajo sobrepulso máximo, corto tiempo de estabilización y error cero en estado estable.

Una vez aplicado Poliedros Flexibles, se procede a aplicar Algoritmos Genéticos. En este caso se toman como puntos iniciales los 8 puntos generados mediante Respuesta en Frecuencia.

4.1.2 Método de los Algoritmos Genéticos

Para los Algoritmos Genéticos, al igual que para Poliedros Flexibles, se hace un estudio de la influencia en la variación de sus parámetros característicos sobre el costo asociado a la respuesta del sistema. Este método sólo posee dos (2) parámetros, de los cuales se variará uno, ya que la tasa de selección se mantendrá fija en 0.5, garantizando así que los 8 individuos de cada población, la mitad mejor adaptada (con menor costo asociado) se reproduzca y pase a la siguiente generación.

En la tabla 4.3 se evidencia como en los Algoritmos Genéticos la variación del parámetro tasa de mutación si tuvo influencia en los costos asociados obtenidos para cada controlador.

Tabla 4.3 Costo asociado al sistema para distintos valores de la tasa de mutación.

T. de Selección	T. de Mutación	Costo (J)
0.5	0.15	3.2872×10^{-4}
0.5	0.20	2.5364×10^{-4}
0.5	0.25	2.3289×10^{-4}
0.5	0.30	2.4817×10^{-4}
0.5	0.35	2.4291×10^{-4}

La variación de la tasa de mutación, mostrada en la tabla 4.3, se realizó de acuerdo a lo indicado por la literatura, es decir, dándole valores entre cero (0) y uno (1) pero más cercanos al cero. Al final se obtuvo que a medida que se realizaban los primeros incrementos se lograba reducir el costo final asociado, hasta alcanzar un mínimo, en este caso para el valor 0.25 de tasa de mutación, a partir del cual no se pudo reducir el costo asociado. En función de la tabla anterior, se utilizó una tasa de selección de 0.5 y una tasa de mutación de 0.25 para generar los valores de los parámetros del controlador con el cual se obtuvo la respuesta del sistema, que se

muestra en la Fig. 4.5.

La respuesta obtenida por Algoritmos Genéticos ($K_c=0.6699$, $T_i=1.3491$ y $T_d=0.6834$) resultó totalmente satisfactoria, obteniéndose, al igual que para Poliedros Flexibles, un ajuste muy preciso entre el sistema controlado representado por la línea azul y el sistema referencial, representado por la línea roja, lográndose finalmente una respuesta que presenta error cero en estado estable, bajo valor de sobreimpulso máximo y rápido tiempo de estabilización.

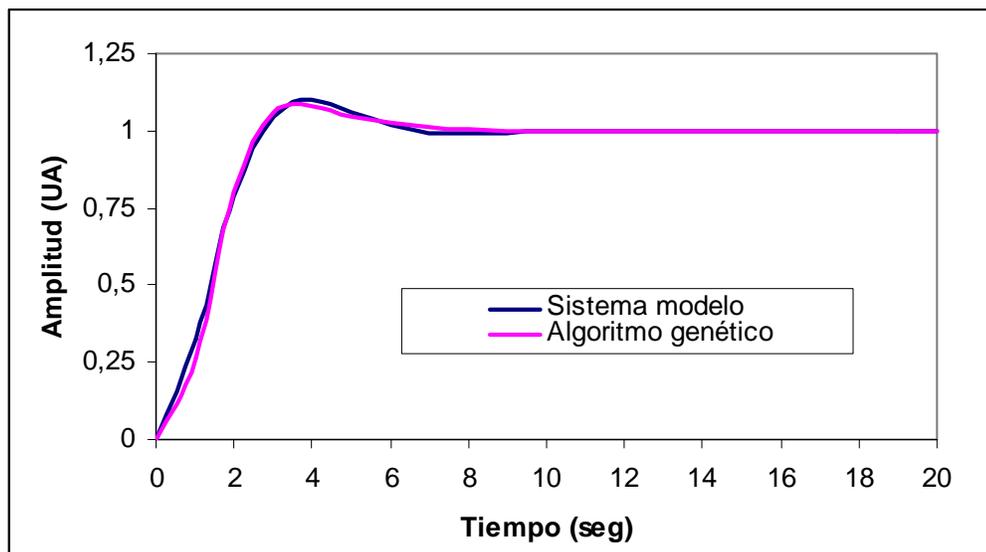


Figura 4.5 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando el controlador PID diseñado mediante Algoritmo Genético **[F.P.]**

En la Fig. 4.6 se hace una comparación gráfica de las respuestas del sistema, ante cambios en el set point, bajo la acción de los controladores diseñados por los tres métodos. Finalmente se realiza una comparación entre los parámetros y costos asociados a los controladores diseñados por cada método, que se muestra en la tabla 4.4, a fin de verificar la similitud que existe entre ellos.

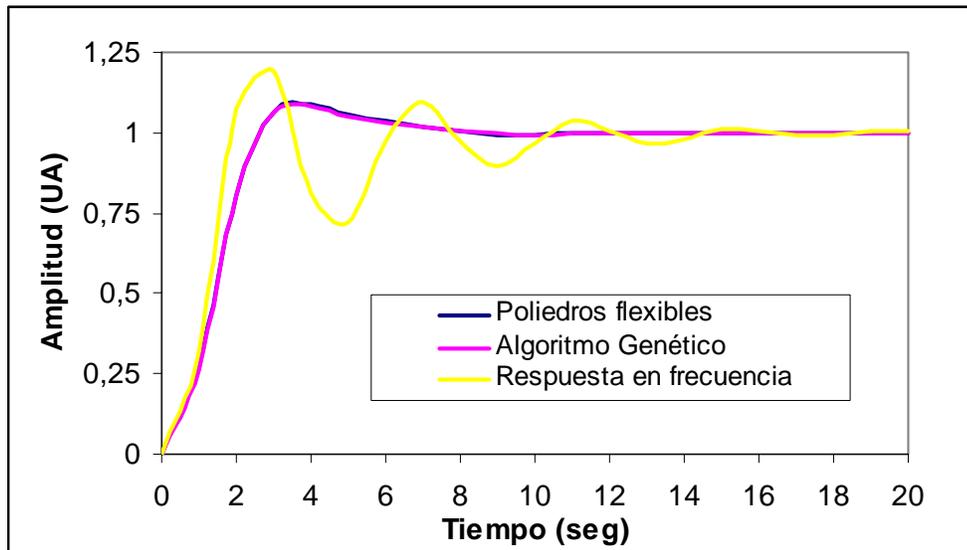


Figura 4.6 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando los controladores PID diseñados mediante los tres métodos **[F.P.]**

Tabla 4.4 Parámetros y costos de los controladores diseñados por cada método

Método	K_c	T_i	T_d	Costo (J)
R.E.F.	1.3033	3.2521	0.3075	1.6300×10^{-2}
Poliedro Flexible	0.6597	1.2919	0.7187	2.2572×10^{-4}
Algoritmo Genético	0.6699	1.3491	0.6834	2.3289×10^{-4}

Se observa claramente, en la tabla 4.4, que el costo asociado a los controladores diseñados por los métodos de optimización es mucho menor al logrado por respuesta en frecuencia, lo cual demuestra la eficiencia de dichos métodos. Además existe una similitud casi perfecta entre los parámetros y costos obtenidos por ambos métodos de optimización, lo cual es indicativo de que ese punto (K_c , T_i , T_d) representa el mínimo global de la función de costo (J) para este sistema. Es válido destacar que todos los resultados obtenidos tanto por respuesta en frecuencia como por los dos métodos de optimización se obtienen rápidamente mediante el uso de la interfaz gráfica desarrollada para tal fin, la cual se muestra en la Fig. 4.7.

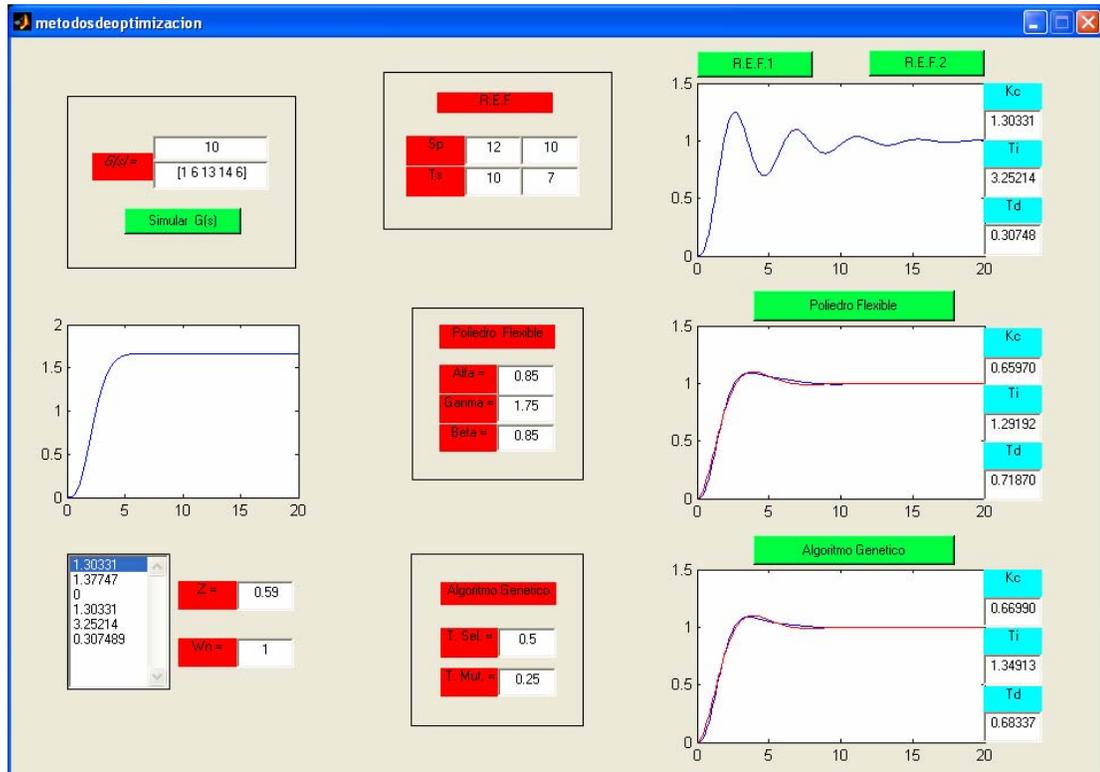


Figura 4.7 Resultados arrojados por los métodos de optimización, usando la interfaz gráfica, para el sistema $H(s)$ [F.P.].

4.2 Diseño y optimización de los parámetros de un controlador pid para un sistema representado por la función de transferencia:

$$C(s) = \frac{Y(s)}{M(s)} = \frac{1}{(s + 3)^8}$$

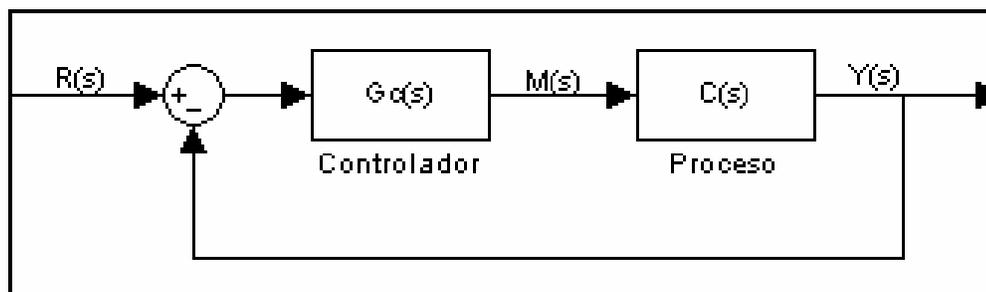


Figura 4.8 Diagrama de bloques para control en lazo cerrado de $C(s)$ [F.P.]

El sistema representado por $C(s)$ presenta una respuesta a entrada escalón en forma de curva S, que se muestra en la Fig. 4.9, propio de los sistemas formados por polos reales y negativos.

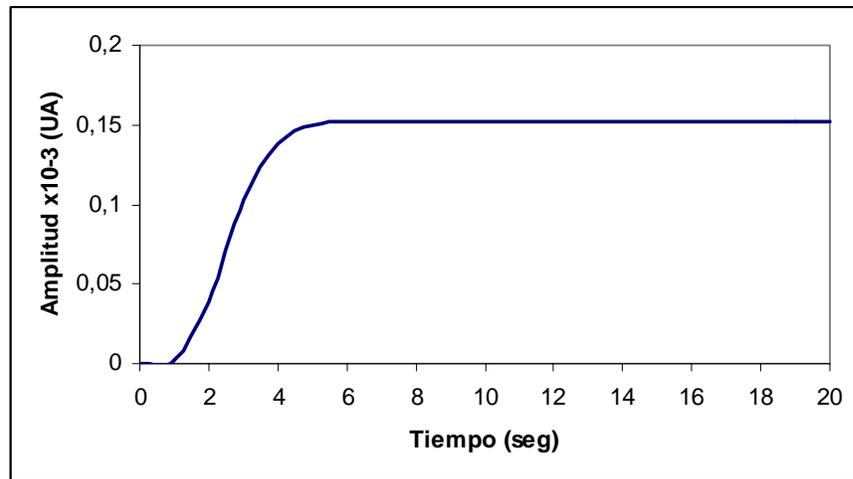


Figura 4.9 Respuesta escalón unitario $y(t)$, en lazo abierto [F.P.]

Al igual que en el primer caso estudiado, la respuesta de lazo abierto de este sistema presenta un comportamiento no oscilatorio y con un tiempo de asentamiento de unos 6 a 7 segundos, sin embargo se procede a aplicar control PID con el fin de mejorar dicha respuesta.

Utilizando Respuesta en Frecuencia como técnica inicial para el diseño se obtienen varios controladores, que se muestran en la tabla 4.5, los cuales son evaluados utilizando la función de costo.

Al observar la tabla 4.5 se evidencia que los controladores diseñados por respuesta en frecuencia son bastante eficientes ya que presentan un comportamiento bastante parecido al del sistema modelo, esto se verifica por los bajos valores en los costos asociados.

Tabla 4.5 Parámetros de controladores diseñados mediante Respuesta en Frecuencia

Condiciones	Control	K_c	T_i	T_d	Costo (J)
Sp = 12 Ts = 10	PI	4.8277e3	2.0037	0	0.0290
	PID	4.8277e3	2.4572	0.4069	0.0274
Sp = 10 Ts = 7	PI	6.9165e3	4.7905	0	0.0413
	PID	6.9165e3	1.8742	0.5336	0.0079
Sp = 8 Ts = 6	PI	7.3432e3	9.6318	0	0.0772
	PID	7.3432e3	1.7059	0.5862	0.0076
Sp = 7 Ts = 6	PI	7.0954e3	6.6744	0	0.0568
	PID	7.0954e3	1.7427	0.5738	0.0073

En la Fig. 4.10 se muestra el comportamiento de la curva de respuesta del sistema obtenida con un controlador diseñado mediante respuesta en frecuencia. A pesar que el desempeño de los controladores diseñados, mediante Respuesta en Frecuencia es mejor que para el primer caso estudiado, ya que la respuesta del sistema es menos oscilatoria y con menor tiempo de estabilización, se procede a aplicar las técnicas de optimización para tratar de reducir más los costos asociados.

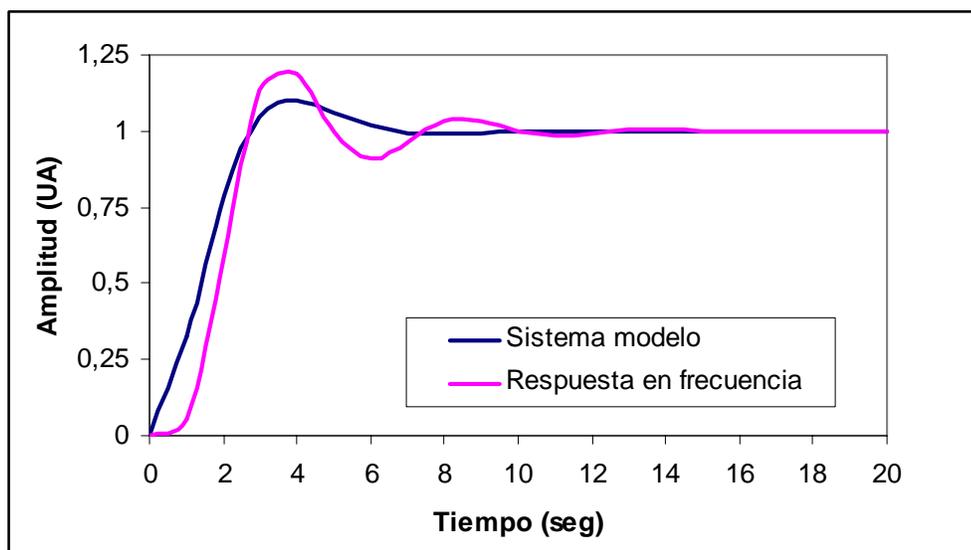


Figura 4.10 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando un controlador PID diseñado mediante Respuesta en Frecuencia [F.P.]

4.2.1 Método de los Poliedros Flexibles

Primero se aplica Poliedros Flexibles, utilizando como puntos iniciales 4 de los controladores diseñados mediante Respuesta en Frecuencia. Al igual que para el primer caso, se hace un estudio de la influencia en la variación de los parámetros característicos (alfa, beta y gamma) sobre los resultados obtenidos, es decir sobre los costos. Los resultados de dicho estudio se muestran en la tabla 4.6.

Tabla 4.6 Costo asociado al sistema para distintos valores de alfa, beta y gamma

Alfa	Gamma	Beta	Costo (J)
0.75	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.80	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.90	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.95	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.25	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.50	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	2.00	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	2.25	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.75	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.80	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.85	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.90	4.8922×10^{-3}
0.85	1.75	0.95	4.8926×10^{-3}

El estudio de la variación de parámetros arrojó como resultado que no existe influencia de éstos sobre los costos finales obtenidos, es decir, sin importar el valor que se dé a los parámetros (pero siempre cercanos a lo recomendado), los cálculos del método conducen en una dirección de minimización, llegando siempre a un mismo valor de costo, por lo cual se infiere que este debe ser el mínimo global de la función

para este sistema.

Para generar los parámetros del controlador, así como también la respuesta del sistema, se trabaja con los valores intermedios de 0.85, 1.75 y 0.85 para alfa, gamma y beta respectivamente. En la Fig. 4.11 se muestra la respuesta del sistema usando el controlador diseñado por este método ($K_c=6312.4$, $T_i=1.3036$ y $T_d=0.9346$).

En la Fig. 4.11 se percibe el ajuste moderado del comportamiento del sistema controlado, representado por la línea azul, con respecto al sistema modelo, representado por la línea roja. Dicho ajuste no es tan preciso como en el primer caso estudiado debido a que el costo mínimo asociado es mayor en esta ocasión. Sin embargo se nota, con respecto a lo obtenido mediante Respuesta en Frecuencia, que hubo disminución en el porcentaje de sobreimpulso máximo.

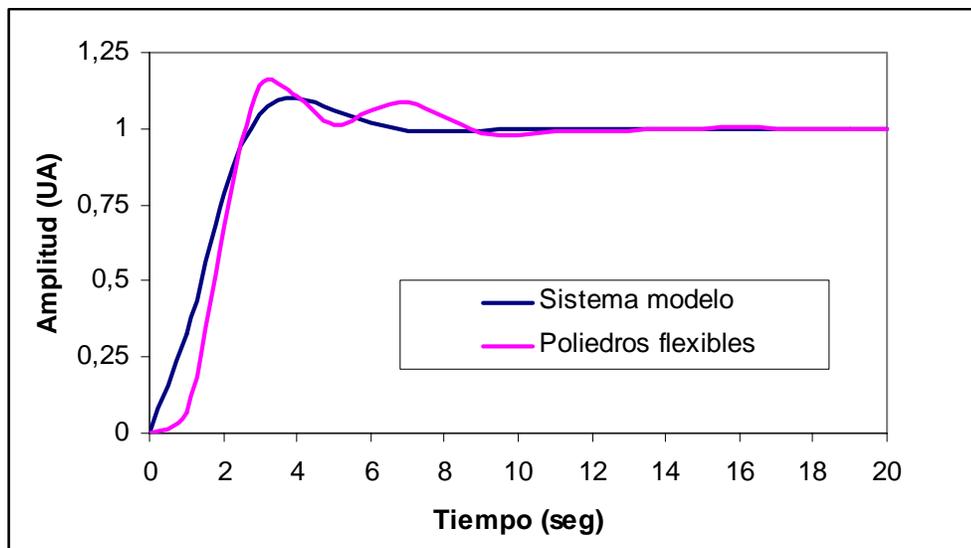


Figura 4.11 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando el controlador PID diseñado mediante Poliedros Flexibles [F.P.]

4.2.2 Método de los Algoritmos Genéticos

Seguidamente se procedió a la aplicación de Algoritmos Genéticos, tomando como población inicial los 8 puntos (K_c, T_i, T_d) obtenidos usando Respuesta en Frecuencia.

Al igual que para el primer caso, en este sistema también se estudió la influencia de la variación de la tasa de mutación sobre los resultados obtenidos, mientras que se mantuvo fija una tasa de selección de 0.5. Estos resultados son presentados en la tabla 4.7.

La variación se realizó según las recomendaciones de los textos, obteniéndose una disminución del costo asociado proporcional al aumento de la tasa de mutación, hasta llegar a un punto a partir de cual no hubo mejoría. En esta oportunidad se obtuvo el mejor resultado para un valor de tasa de mutación de 0.3, cercano al 0.25 con el cual se obtuvo el mejor resultado para el primer caso analizado.

Tabla 4.7 Costo asociado al sistema para distintos valores de la tasa de mutación

T. de Selección	T. de Mutación	Costo (J)
0.5	0.15	5.1701×10^{-3}
0.5	0.20	5.0953×10^{-3}
0.5	0.25	5.0504×10^{-3}
0.5	0.30	4.8967×10^{-3}
0.5	0.35	5.0100×10^{-3}

Utilizando el valor óptimo de 0.3 para la tasa de mutación y preservando al 0.5 para la tasa de selección se obtuvieron los parámetros del controlador ($K_c=6267.3$, $T_i=1.2859$ y $T_d=0.9531$), con el cual se representó la respuesta del sistema, que se observa en la Fig. 4.12

Al observar la Fig. 4.12 se nota un comportamiento en el sistema controlado prácticamente igual al obtenido mediante Poliedros Flexibles, lo cual era de esperarse debido a la gran similitud entre los costos asociados obtenidos, así como entre los valores de los parámetros logrados por ambos métodos, los cuales se muestran en la tabla 4.8.

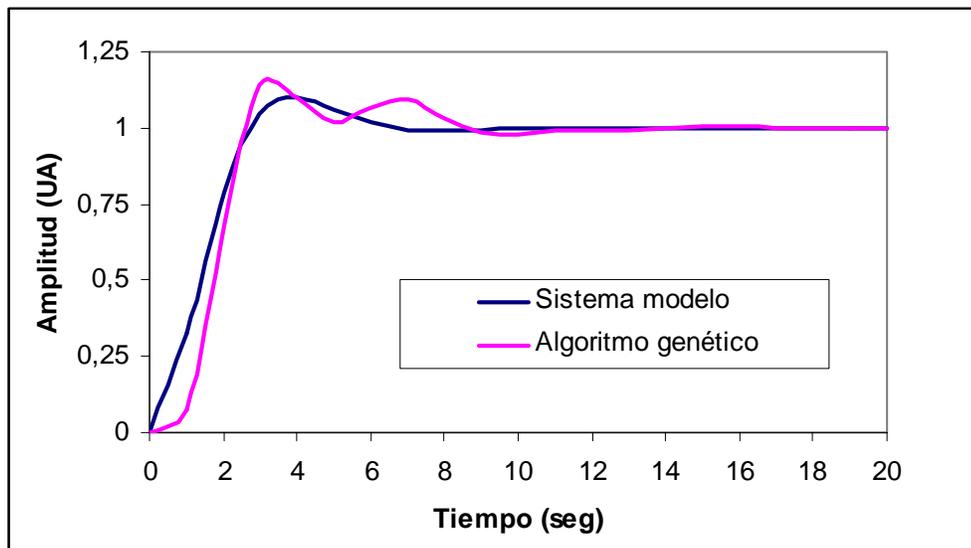


Figura 4.12 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando el controlador PID diseñado mediante Algoritmo Genético [F.P.]

Tabla 4.8 Parámetros y costos de los controladores diseñados por cada método

Método	K_c	T_i	T_d	Costo (J)
R.E.F.	7.0954×10^3	1.7427	0.5738	7.3000×10^{-3}
Poliedro Flexible	6.3124×10^3	1.3036	0.9346	4.8922×10^{-3}
Algoritmo Genético	6.2673×10^3	1.2859	0.9531	4.8967×10^{-3}

Es evidente, por lo expresado en la tabla 4.8, así como en la Fig. 4.13, que la mejoría brindada por los métodos de optimización en esta oportunidad no fue de gran magnitud como en el primer caso analizado. Sin embargo, la similitud entre los

resultados obtenidos por ambos métodos, tanto en los parámetros como en el costo asociado, da fuerza a la hipótesis de que se ha encontrado el punto mínimo global de la función.

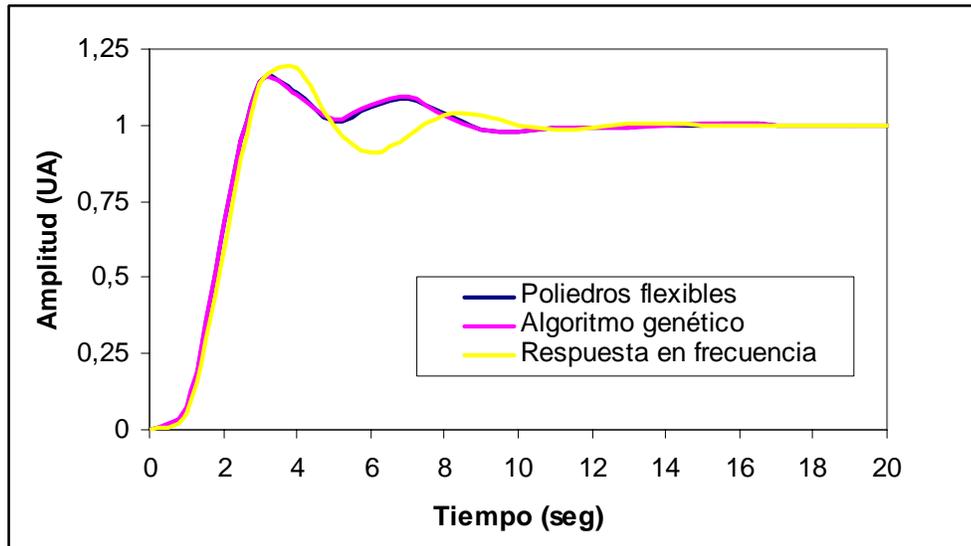


Figura 4.13 Respuesta del sistema a una entrada escalón unitario, $y(t)$ usando los controladores PID diseñados mediante los tres métodos [F.P.]

Al igual que en el primer caso estudiado, los resultados correspondientes a la aplicación de los métodos de optimización para el sistema $C(s)$ se obtienen rápidamente utilizando la interfaz gráfica, cuya aplicación para este segundo caso se muestra en la Fig. 4.14

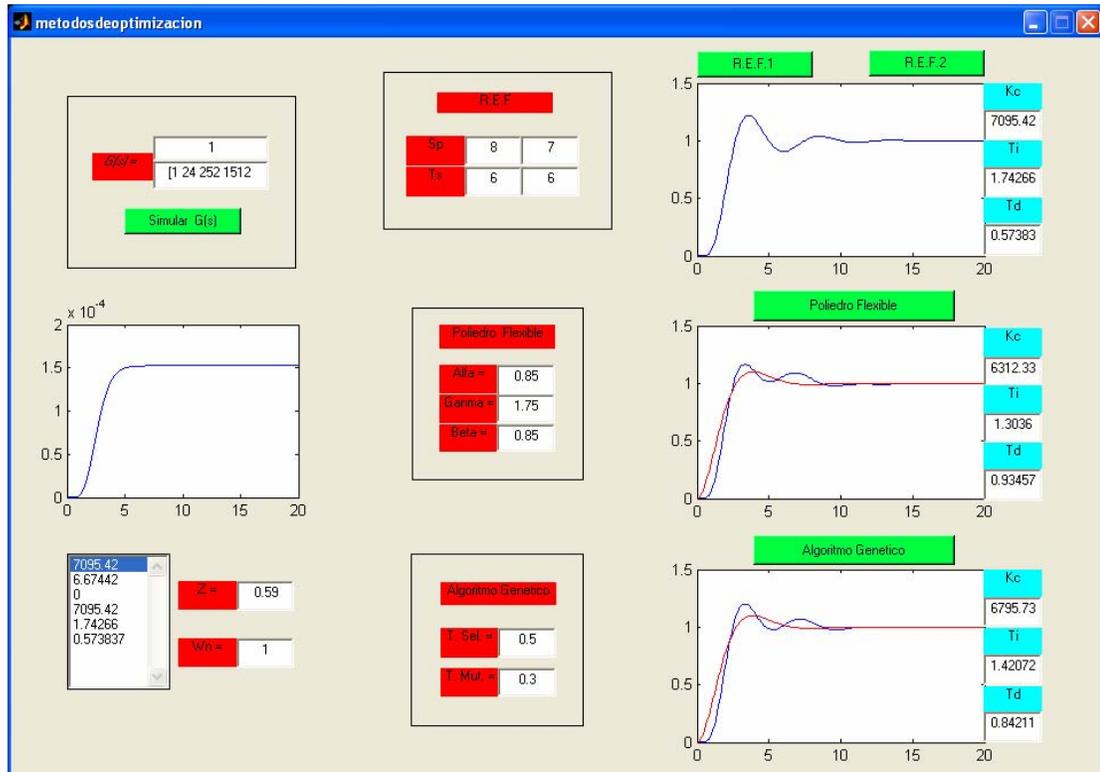


Figura 4.14 Resultados arrojados por los métodos de optimización, usando la interfaz gráfica, para el sistema $C(s)$ [F.P.].

CAPÍTULO 5: OPTIMIZACIÓN DEL CONTROL PID PARA UN SISTEMA NO LINEAL

El diseño de controladores tipo PID, mediante las técnicas convencionales como Respuesta en Frecuencia, se basa en el manejo de las funciones de transferencia de los sistemas controlados. Estas funciones relacionan la salida y la entrada del sistema.

La mayoría de los procesos que requieren control se modelan mediante expresiones matemáticas que establecen relaciones “no lineales” entre las variables involucradas, por ello se hace necesario aproximar estas expresiones a otras que sean “lineales” con el fin de poderles aplicar transformada de Laplace y así obtener una función de transferencia, para finalmente aplicar alguna técnica de diseño de controladores PID.

Es lógico que los controladores diseñados, usando las aproximaciones lineales, no presenten el comportamiento esperado cuando se ponen en funcionamiento ya que la diferencia entre el comportamiento lineal, asumido para el diseño, y el no lineal acarrea dificultades en la capacidad del controlador para amortiguar los cambios en el sistema.

Con el siguiente estudio se pretende observar que tan efectivos pueden ser los controladores diseñados utilizando las técnicas de optimización a la hora de colocarlos en funcionamiento en un sistema cuya dinámica es no lineal. Para ello se utilizará como ejemplo un sistema no lineal de control de nivel en dos tanques colocados en serie, donde el primero de ellos tiene un caudal de entrada U y un caudal de salida, proporcional a su nivel X_1 , que a su vez representa la entrada al otro tanque, el cual también tiene un flujo de salida proporcional a su nivel X_2 .

El modelo matemático del sistema viene dado por el siguiente par de ecuaciones de estado:

$$0.16X_1 \frac{dX_1}{dt} = U - 2.0\sqrt{X_1} + P \quad (5.1)$$

$$0.16X_2 \frac{dX_2}{dt} = 2.0\sqrt{X_1} - 2.0\sqrt{X_2} \quad (5.2)$$

Donde: X_1 y X_2 son variables de estado, U es la entrada y P es una perturbación.

Se considerará X_2 como la salida y un setpoint de 4m. Las condiciones iniciales coinciden con las condiciones de estado estacionario para el setpoint de 4m.

En estado estable:

$$\frac{dX_2}{dt} = 0$$

$$2.0\sqrt{X_1} = 2.0\sqrt{X_2} \Rightarrow 2.0\sqrt{X_1} = 2.0\sqrt{4} \Rightarrow X_1 = 4$$

$$\frac{dX_1}{dt} = 0$$

$$U = 2.0\sqrt{X_1} \Rightarrow U = 2.0\sqrt{4} \Rightarrow U = 4$$

Seguidamente se realiza la linealización del sistema, mediante expansión en

serie de Taylor, para luego aplicar la transformada de Laplace y obtener la función de transferencia.

Partiendo de la ecuación 5.1, se tiene:

$$0.16 \cdot \frac{1}{2} \frac{dX_1^2}{dt} = U - 2.0\sqrt{X_1}$$

Se aplica serie de Taylor alrededor del punto de control $U=4$, $X_1=4$ y $X_2=4$ y se obtiene:

$$0.08 \cdot 2X_1 \frac{d\Delta X_1}{dt} = \Delta U - \frac{2}{2.0\sqrt{X_1}} \cdot \Delta X_1$$

$$0.64 \frac{d\Delta X_1}{dt} = \Delta U - 0.5\Delta X_1$$

Luego se aplica transformada de Laplace y se obtiene la función de transferencia:

$$0.64SX_1(s) = U(s) - 0.5X_1(s)$$

$$\frac{X_1(s)}{U(s)} = \frac{1}{0.64S + 0.5} \quad (5.3)$$

De igual forma, partiendo de la ecuación 5.2, se tiene que:

$$0.16 \cdot \frac{1}{2} \frac{dX_2^2}{dt} = 2.0\sqrt{X_1} - 2.0\sqrt{X_2}$$

Expandiendo en serie de Taylor alrededor del punto de control $U=4$, $X_1=4$ y $X_2=4$, se obtiene:

$$0.08 \cdot 2X_2 \frac{d\Delta X_2}{dt} = \frac{2}{2.0\sqrt{X_1}} \cdot \Delta X_1 - \frac{2}{2.0\sqrt{X_2}} \cdot \Delta X_2$$

$$0.64 \frac{d\Delta X_2}{dt} = 0.5\Delta X_1 - 0.5\Delta X_2$$

Seguidamente, al aplicar transformada de Laplace, se obtiene la siguiente función de transferencia:

$$\frac{X_2(s)}{X_1(s)} = \frac{0.5}{0.64S + 0.5} \quad (5.4)$$

Finalmente para obtener la función que relaciona la salida X_2 con la entrada U , se multiplica la ecuación 5.3 por la 5.4.

$$\frac{X_2(s)}{U(s)} = \frac{X_2(s)}{X_1(s)} \cdot \frac{X_1(s)}{U(s)} \quad (5.5)$$

$$\frac{X_2(s)}{U(s)} = \frac{1}{0.64S + 0.5} \cdot \frac{0.5}{0.64S + 0.5} = \frac{1.2207}{S^2 + 1.5625S + 0.6104}$$

Esta función, generada mediante una aproximación lineal del sistema de tanques, es la que se utiliza para diseñar controladores aplicando Respuesta en Frecuencia. En la Fig. 5.1 se muestra el comportamiento del sistema linealizado usando un controlador diseñado mediante R.E.F.

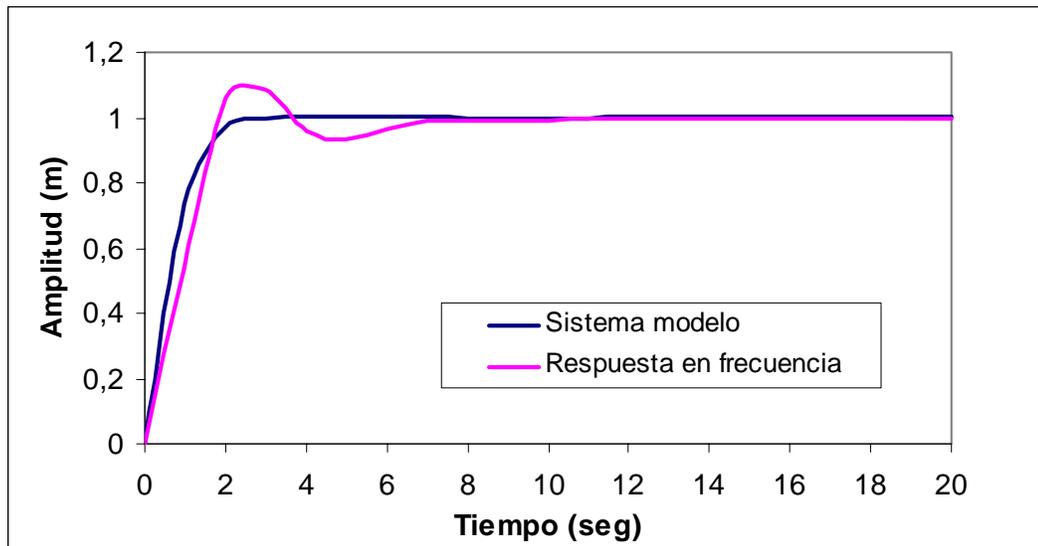


Figura 5.1 Respuesta escalón $X_2(t)$ en el sistema de tanques linealizado, usando un controlador PID diseñado mediante R.E.F. [F.P.]

En la Fig. 5.1 se puede notar que mediante respuesta en frecuencia se logra un comportamiento bastante satisfactorio del sistema, con un muy buen tiempo de estabilización y pocas oscilaciones, presentando un sobreimpulso máximo de 10% aproximadamente, esto debido a que el sistema está representado por una función de transferencia de segundo orden, que es el mismo tipo de función en la cual se basan las ecuaciones de R.E.F.

5.1 Optimización basada en la aproximación lineal del sistema

Usando la misma función de transferencia y los parámetros de los controladores diseñados mediante respuesta en frecuencia como puntos iniciales, se procedió a aplicar las técnicas de optimización, cuyos resultados se muestran en las Fig. 5.2 y 5.3, para Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, respectivamente. Al observar las Fig. 5.2 y 5.3 se evidencia que por ambos métodos de optimización se consiguen buenos resultados, para la aproximación lineal del sistema, lográndose disminuir el

tiempo de levantamiento con respecto al obtenido por R.E.F., además de obtenerse oscilaciones casi imperceptibles con un valor de sobreimpulso máximo de 2% en el caso de Poliedros Flexibles y 1% para Algoritmos Genéticos.

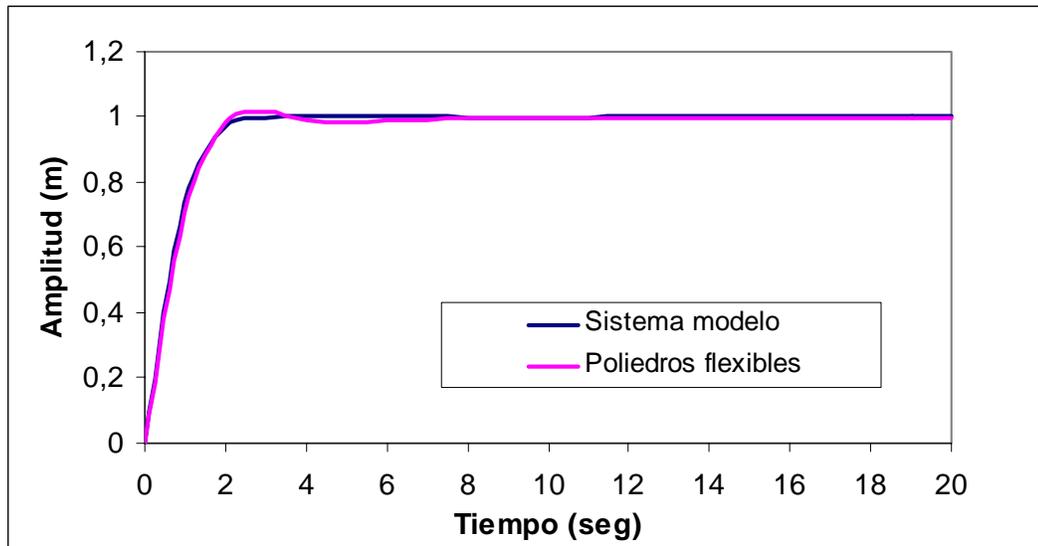


Figura 5.2 Respuesta escalón $X_2(t)$ en el sistema linealizado, usando el controlador PID diseñado mediante Poliedro Flexible [F.P.]

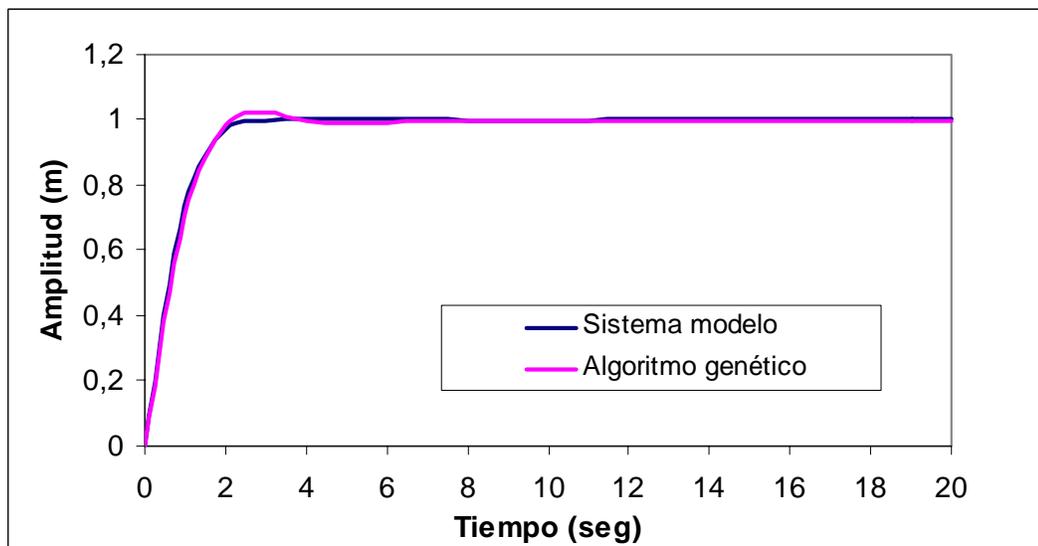


Figura 5.3 Respuesta escalón $X_2(t)$ en el sistema linealizado, usando el controlador PID diseñado mediante Algoritmo Genético [F.P.]

La gran similitud entre los comportamientos del sistema controlado (líneas azules) y el sistema modelo (líneas rojas) obtenidos por cada método de optimización es producto de los resultados semejantes de las constantes, arrojados por cada método, las cuales se muestran en la tabla 5.1

Tabla 5.1 Parámetros de los controladores obtenidos por cada método.

Método	K_c	T_i	T_d
R.E.F	1.5001	3.0110	0.0021
Poliedro Flexible	1.7340	2.7024	0.3751
Algoritmo Genético	1.7065	2.5726	0.3887

Una vez obtenidos los controladores óptimos, en base al sistema linealizado, se procede a probar su funcionamiento en el sistema real no lineal. Para ello se realiza un montaje representativo del sistema no lineal, haciendo uso de la herramienta SIMULINK de Matlab. Este montaje se representa en la Fig. 5.4.

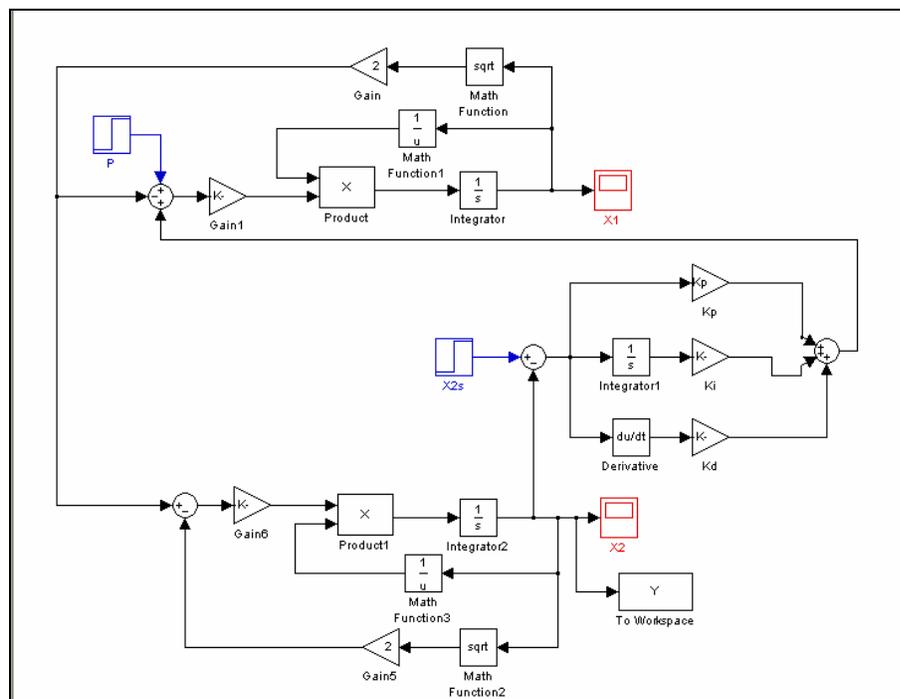


Figura 5.4 Representación del sistema no lineal realizada en Simulink [F.P.]

Para determinar si los controladores optimizados, mediante las aproximaciones lineales, funcionaban correctamente en el sistema lineal se realizaron varias pruebas. Primeramente se efectuó un incremento del 20% en el set point para ver como se comportaba la salida X_2 . El comportamiento arrojado se muestra en la Fig. 5.5.

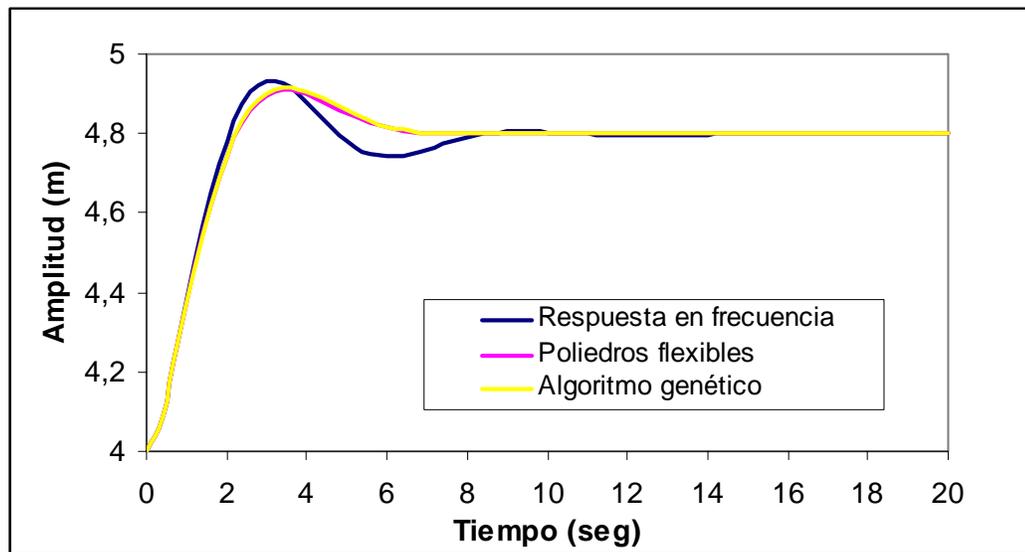


Figura 5.5 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal cuando el set point es incrementado un 20% [F.P.]

Al observar la Fig. 5.5 se nota claramente que para una variación moderada en el set point, por ejemplo un 20%, el controlador optimizado funciona bien en el sistema no lineal obteniéndose, por ambos métodos, una efectiva regulación de la salida X_2 que presenta un sobreimpulso máximo de 12.5% y un tiempo de estabilización de unos 8 segundos aproximadamente.

Para seguir probando la eficiencia del controlador se realizó un incremento mucho más significativo en el valor del set point, 50% con respecto al valor de estado estable. El comportamiento de la salida X_2 en este caso se muestra en las Fig. 5.6.

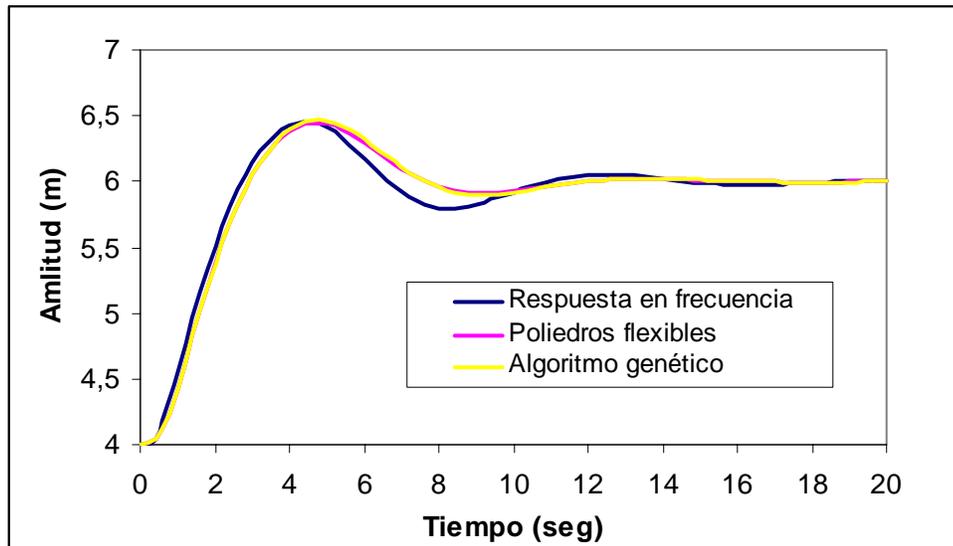


Figura 5.6 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal cuando el set point es incrementado un 50% [F.P.]

En la Fig. 5.6 se muestra que la eficiencia del controlador disminuye cuando el cambio en la entrada es bastante significativo, ya que para un incremento de 50% en el set point, el comportamiento de la salida mostró un 22% de sobreimpulso máximo, requiriendo un tiempo de estabilización de unos 15 segundos aproximadamente y presentando moderada oscilación. De lo anterior se deduce que si el incremento en la entrada fuese aun mayor, el comportamiento del controlador sería inaceptable ya que los valores de sobreimpulso máximo y tiempos de estabilización serían muy elevados, además que el sistema se tornaría altamente oscilatorio.

En resumen se puede decir que los controladores diseñados y optimizados, haciendo uso de una aproximación lineal del sistema, presentan un comportamiento medianamente eficiente cuando son colocados en el sistema real no lineal, siempre y cuando los cambios en las variables de entrada sean moderados con respecto al valor de estado estable.

A la representación del sistema no lineal, realizada en Simulink, se le agregó una perturbación externa, para estudiar también la capacidad de los controladores de regular los cambios ocasionados al sistema por la presencia de dicha perturbación.

En la Fig. 5.7 se muestra el comportamiento en la salida del sistema, X_2 , ante la presencia de una perturbación unitaria.

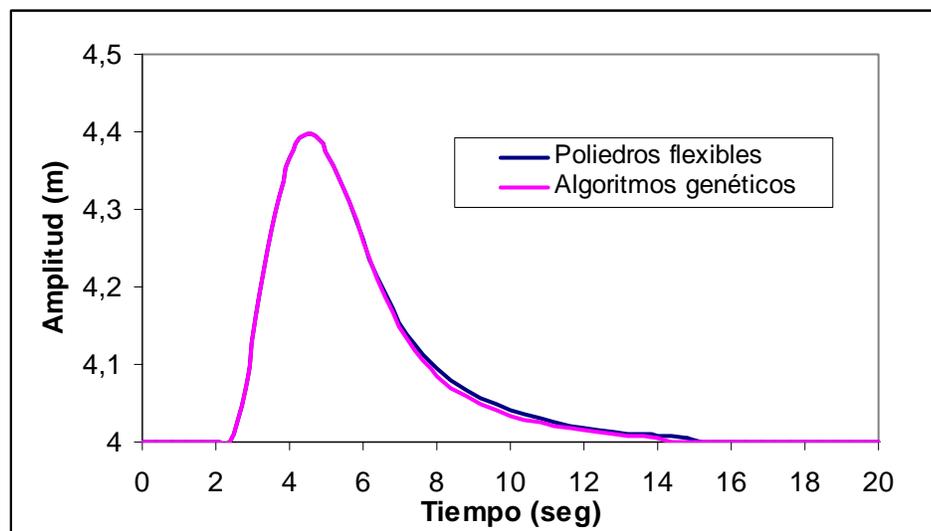


Figura 5.7 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal, ante una perturbación unitaria, usando los controladores diseñados por ambos métodos [F.P.]

Nuevamente se observa la similitud en los comportamientos del sistema, bajo la acción de los controladores diseñados por ambos métodos de optimización, para el caso particular mostrado en la Fig. 5.7 (cambio unitario en la perturbación) se obtiene una rápida acción de control que genera un sobreimpulso máximo menor al 10%, requiriendo un tiempo de estabilización de 12 segundos aproximadamente.

Se concluye entonces que la efectividad de los controladores ante cambios originados por perturbaciones es bastante aceptable, ya que la acción del controlador

es rápida y precisa, logrando reestablecer correctamente el valor estacionario de la salida en unos 12 segundos aproximadamente y con bajo porcentaje de sobreimpulso máximo.

5.2 Optimización basada en la respuesta no lineal del sistema

Es válido destacar que las pruebas anteriormente presentadas se realizaron utilizando en el sistema no lineal, los controladores diseñados usando una aproximación lineal. Sin embargo, a diferencia de las técnicas convencionales de diseño, algunos métodos de optimización pueden ser aplicados directamente sobre el sistema no lineal, como se muestra en la Fig. 5.8, sin necesidad de realizar la aproximación lineal del mismo, lo cual conduce a la obtención de mejores resultados.

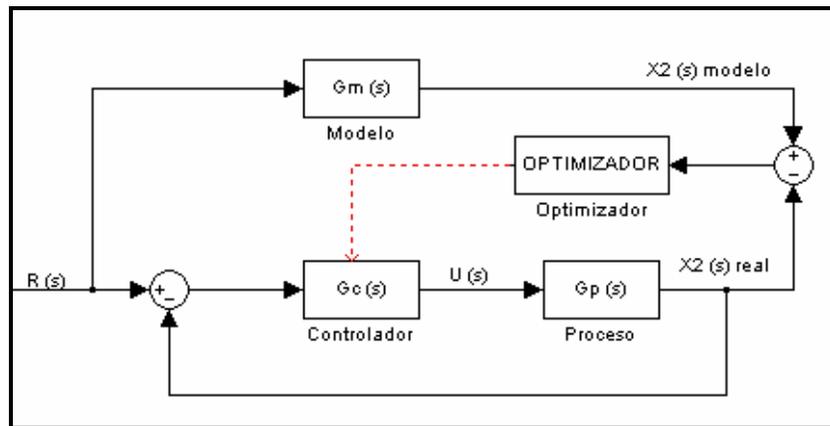


Figura 5.8 Diagrama de bloques de la optimización del controlador para el sistema no lineal $G_p(s)$ [F.P.]

Como muestra la Fig 5.8, cuando se aplica el método de optimización directamente sobre el sistema no lineal, se establece como índice de evaluación la diferencia entre la señal de salida del sistema no lineal y la señal de salida de un sistema modelo, buscando con la acción del método disminuir dicho índice.

En esta oportunidad se aplicó el método de los Algoritmos Genéticos directamente sobre el sistema no lineal, para optimizar la respuesta del sistema ante cambios en el set point, obteniéndose los resultados que se muestran en las Fig. 5.9 y 5.10, en las cuales se evidencia la gran mejoría que presenta el comportamiento del sistema cuando los parámetros del controlador son ajustados con base en datos del mismo sistema no lineal, sin necesidad de realizar la aproximación lineal del mismo, eliminando así el error que acarrea dicha aproximación.

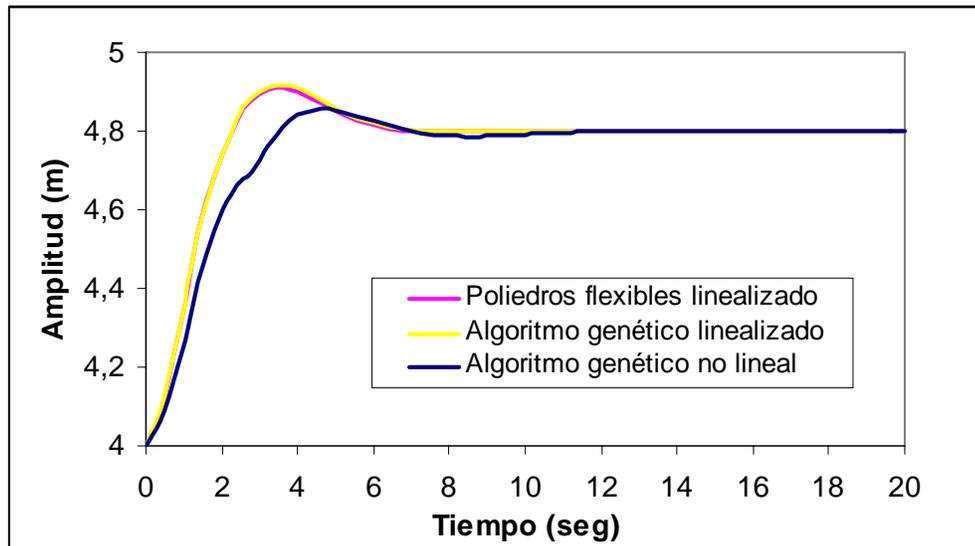


Figura 5.9 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal ante un cambio de 20% en el set point [F.P.]

La Fig. 5.9 muestra como ante un cambio de 20% en el set point, el comportamiento de la salida es bien regulado, presentando un sobreimpulso máximo de 7% en comparación al 12.5% generado por el controlador diseñado mediante la aproximación lineal.

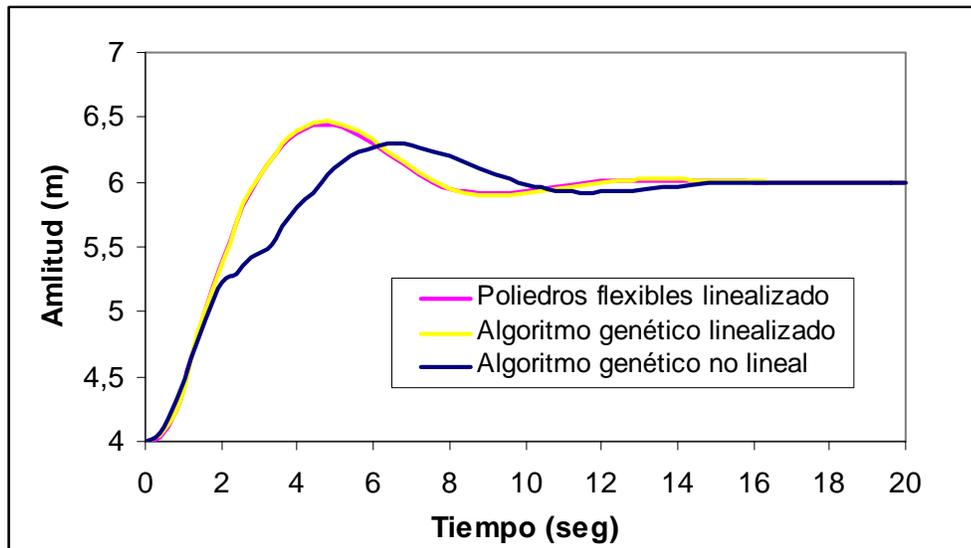


Figura 5.10 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal ante un cambio de 50% en el set point [F.P.]

Por su parte, en la Fig. 5.10 se muestra que utilizando el controlador diseñado en función de los datos de salida del sistema no lineal se logra reducir el sobreimpulso máximo, ante un cambio de 50% en el set point, de 22.5% a 15% con respecto al diseño basado en la aproximación lineal.

Los valores de los parámetros del controlador diseñado usando los datos del sistema no lineal se muestran en la tabla 5.2, en comparación a los obtenidos usando los métodos de optimización con los datos del sistema linealizado.

Tabla 5.2 Parámetros de los controladores obtenidos utilizando datos del sistema linealizado y no linealizado

Método	K_c	T_i	T_d
Poliedro Flexible Linealizado	1.7340	2.7024	0.3751
Algoritmo Genético Linealizado	1.7065	2.5726	0.3887
Algoritmo Genético No Lineal	1.0310	2.8802	0.1901

Al igual que en el caso de los controladores diseñados con la aproximación lineal del sistema, la eficiencia del controlador diseñado usando los datos del sistema no lineal también se probó ante la presencia de una perturbación, con el fin de determinar si la mejora observada ante cambios del set point también se evidencia en presencia de dicha perturbación. En la Fig. 5.11 se muestra el comportamiento de la salida ante la presencia de una perturbación.

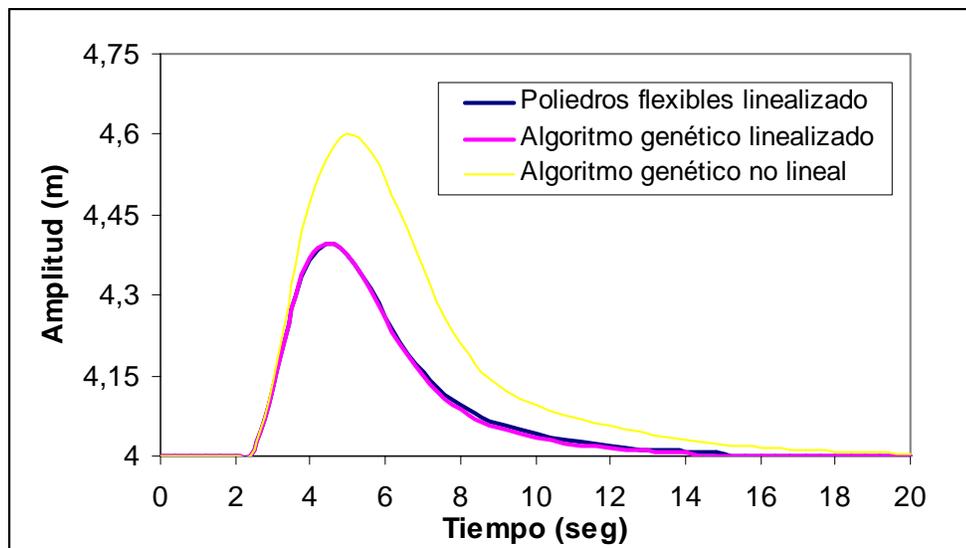


Figura 5.11 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal ante una perturbación unitaria, usando el controlador PID diseñado mediante Algoritmos Genéticos con datos del sistema no lineal. **[F.P.]**

La respuesta del sistema ante la presencia de una perturbación unitaria, como era de esperarse, no mejoró con la aplicación del método optimizador directamente al sistema no lineal, ya que dicho método se aplicó con intención de controlar cambios en el set point y no con intención de mejorar los efectos producidos por perturbaciones. Sin embargo, se logra reestablecer totalmente el valor de estado estable, con un sobreimpulso máximo de 15% sobre el valor de estado estable y un tiempo de estabilización de unos 15 segundos.

No obstante a modo de verificar la versatilidad y utilidad del método, se realizó una optimización dirigida al control de perturbaciones, manteniendo fijo el set point inicial de 4m. Para ello, el modelo referencial, mostrado en la Fig 5.12, para el cual anteriormente se utilizaba una función de transferencia de segundo orden, se cambia por una función de valor constante en el tiempo, donde dicho valor es 4.

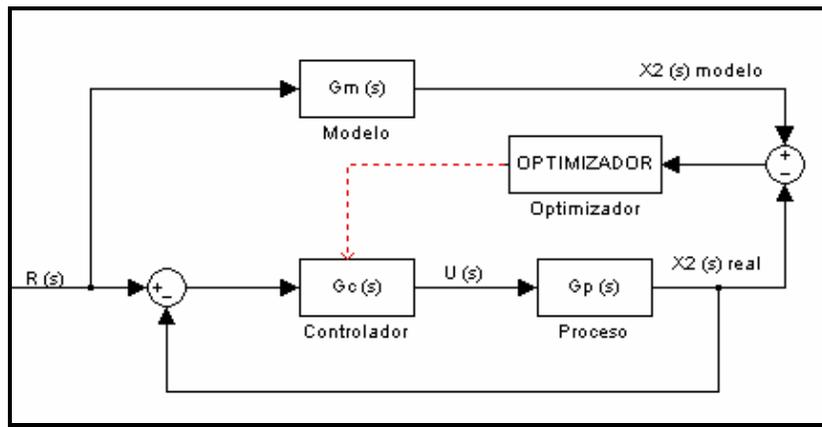


Figura 5.12 Diagrama de bloques de la optimización del controlador para el sistema no lineal $G_p(s)$ [F.P.]

Los resultados de esta prueba se muestran en la Fig. 5.13, en la cual se evidencia como la presencia de perturbaciones puede ser significativamente atenuada si se aplica el método de optimización del controlador con esa finalidad, la diferencia es abismal entre el 15% de sobreimpulso máximo que se presenta cuando se está usando el controlador diseñado para controlar cambios en el set point, con relación al 1.5% de sobreimpulso máximo presente cuando la perturbación es regulada por el controlador diseñado para control de perturbaciones. Como se nota, el sobreimpulso máximo presente en el comportamiento de X_2 es menor del 2% por lo cual se puede considerar que la respuesta del sistema no se ve afectada por la presencia de esta perturbación.

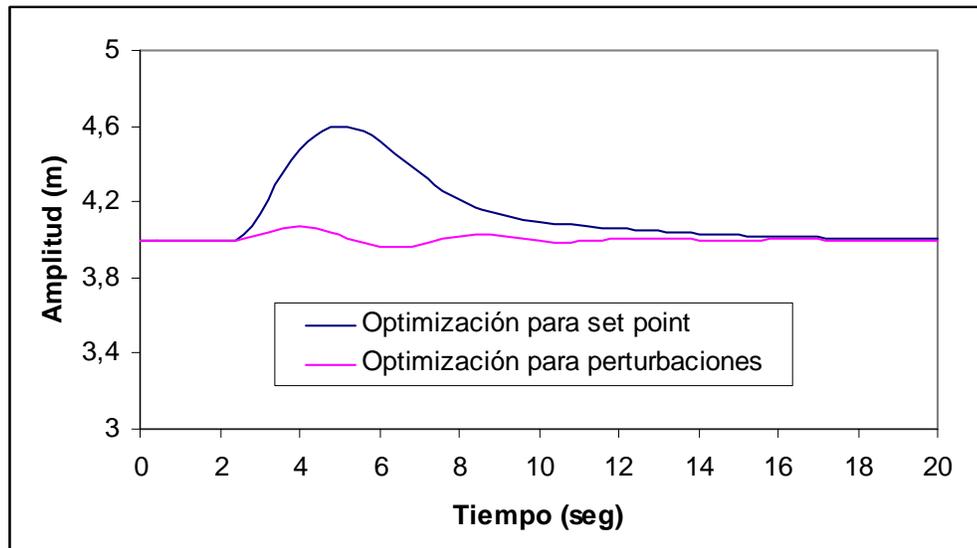


Figura 5.13 Comportamiento de $X_2(t)$ en el sistema no lineal, ante una perturbación unitaria, usando controladores PID diseñados mediante Algoritmos Genéticos [F.P.]

En la tabla 5.3 se muestran los valores de las constantes del controlador diseñado para control de perturbaciones, los cuales son totalmente distintos a los obtenidos en el controlador diseñado para control de cambios en el set point, esto ratifica el hecho de que con un mismo controlador, no se puede lograr el control preciso de ambas condiciones (set point y perturbaciones).

Tabla 5.3 Parámetros del controlador diseñado para control de perturbaciones

Método	K_c	T_i	T_d
Algoritmo Genético No Lineal	3.3690	0.1701	1.9811

Con estas pruebas se evidencia la gran ventaja que poseen los métodos de optimización sobre los métodos convencionales de diseño, ya que estos últimos solo trabajan con aproximaciones lineales de los sistemas, generando así un error que se va multiplicando con la prosecución de los cálculos y finalmente genera una diferencia entre el comportamiento esperado según el diseño y el comportamiento real generado por la dinámica no lineal del sistema.

CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones

- ✓ El método de los Poliedros Flexibles presenta tres parámetros característicos, alfa, beta y gamma. Cuya variación no produce alteraciones en los resultados finales obtenidos, pudiéndose lograr siempre un mínimo global, sin importar los valores tomados para dichos parámetros. Siempre y cuando los valores se mantengan dentro de las recomendaciones de los textos que describen el tema.
- ✓ El método de los algoritmos Genéticos posee dos parámetros característicos, la tasa de selección y la tasa de mutación, de los cuales en este estudio se fijó el primero en 0.5 y se analizó la influencia de la variación del segundo, utilizándose valores aproximadamente entre 0 y 0.4, estableciéndose un rango óptimo aplicable a todos los sistemas de 0.25 a 0.30, para la función objetivo utilizada.
- ✓ Los resultados arrojados por ambos métodos fueron totalmente satisfactorios, lográndose en todos los casos eliminar los errores en estado estable, disminuir significativamente el sobreimpulso máximo y establecer tiempos de estabilización mínimos, es decir, tanto por Poliedros Flexibles como por Algoritmos Genéticos se logró adaptar el comportamiento de los sistemas controlados al del sistema referencial utilizado por los métodos optimizadores.
- ✓ Los controladores optimizados por ambos métodos, con base en aproximaciones lineales, pueden ser aplicados a los sistemas no lineales, presentando un comportamiento aceptable, siempre y cuando los cambios en la variable de entrada sean moderados con respecto a su valor de estado estable.

- ✓ El método de los algoritmos genéticos puede ser aplicado directamente al sistema no lineal, para calcular los parámetros del controlador óptimo, obteniéndose resultados muy buenos, con bajos porcentajes de sobreimpulso máximo y cortos tiempos de estabilización, mejorando así lo obtenido mediante las aproximaciones lineales.

6.2 Recomendaciones

- ✓ Realizar mejoras a los códigos de programación desarrollados a fin de producir, si es posible, liberación de memoria y aumento en la rapidez de los cálculos.
- ✓ Ampliar el alcance de este trabajo, estudiando el efecto de la variación de la tasa de selección en el método de los algoritmos genéticos o determinando la influencia de la variación de parámetros de ambos métodos en la rapidez de convergencia de los resultados.
- ✓ Estudiar la efectividad de los Poliedros Flexibles y los Algoritmos Genéticos para la optimización de otros tipos de problemas de ingeniería.

BIBLIOGRAFIA

- [1] Minorsky. "Directional Stability of Automatic Steered Bodies". 1922.
- [2] Hazen. "Theory of Servomechanism". 1934.
- [3] Bode. "Relations Between Attenuation and phase in Feedback Amplifier Design". 1940.
- [4] Ziegler y Nichols. "Optimum Settings for Automatic Controllers". Presentado en el "ASME Winter Anual Meeting". 1942.
- [5] ROHRS, C. **Sistemas De Control Lineal**. Editorial Mc Graw Hill. Segunda Edición. 1994.
- [6] KUO, B. **Sistemas De Control Automático**. Editorial Prentice Hall. Séptima Edición, 2005.
- [7] OGATA, K. **Ingeniería De Control Moderna**. Editorial Prentice Hall. Tercera Edición, 2003.
- [8] FRANKLIN, G. **Control De Sistemas Dinámicos Con Retroalimentación**. Editorial Addison-Wesley. Primera edición, 1991.
- [9] AZEVEDO, G. y DANTAS, A. **Um Ambiente Para Projeto De Controladores Clássicos Empregando Técnicas De Otimização**. XII Congresso Brasileiro de Automática, pp. 1911-1916. 1998.
- [10] MARTINEZ, J. **Optimización Y Ajuste De Parámetros Mediante El Método Simplex (Nelder-Mead)**. 1ª Reunión de Usuarios de EcosimPro, UNED, Madrid, Mayo 2001.
- [11] CASTRO, Y. **Algoritmos Genéticos**. Universidad Nacional de Trujillo, Perú.
- [12] MOUJAHID, A. **Algoritmos Genéticos**. Universidad del País Vasco, España.
- [13] TANTANOID. **Algoritmos Genéticos**. IPN, 2000.
- [14] ESQUEDA, J. **Matlab E Interfaces Gráficas**. Universidad Autónoma de Baja California. 2002.
- [15] ATENCIA, J. **Aprenda Matlab 6.0**. Escuela superior de Ingenieros Industriales.

Universidad de Navarra. España, 2001.

METADATOS PARA TRABAJOS DE GRADO, TESIS Y ASCENSO

TÍTULO	EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE OPTIMIZACIÓN DIRIGIDOS AL DISEÑO DE CONTROLADORES TIPO PID
SUBTÍTULO	

AUTOR (ES):

APELLIDOS Y NOMBRES	CÓDIGO CULAC / E MAIL
GÓMEZ RAMÍREZ, ALEX JOSÉ.	CVLAC: 17.786.236 E MAIL: alexgr87@hotmail.com
	CVLAC: E MAIL:
	CVLAC: E MAIL:
	CVLAC: E MAIL:

PALABRAS O FRASES CLAVES:

CONTROL PID

OPTIMIZACIÓN

RESPUESTA EN FRECUENCIA

POLIEDROS FLEXIBLES

ALGORITMO GENÉTICO

METADATOS PARA TRABAJOS DE GRADO, TESIS Y ASCENSO:

ÁREA	SUBÁREA
INGENIERÍA Y CIENCIAS APLICADAS	SISTEMAS DINÁMICOS

RESUMEN (ABSTRACT):

El siguiente trabajo muestra la aplicación de los métodos de optimización, Poliedros Flexibles y Algoritmos Genéticos, orientados al diseño de controladores PID. Para ello se desarrollaron códigos de programación para cada método, que luego fueron integrados en una interfaz gráfica que permite una rápida y sencilla aplicación de los mismos. Los resultados obtenidos al aplicar ambos métodos fueron comparados, observándose gran paridad entre ellos. En el caso de Poliedros Flexibles se establecieron los valores 0.85, 1.75 y 0.85 como óptimos para sus parámetros constitutivos alfa, gamma y beta respectivamente. Mientras en el caso de los Algoritmos Genéticos se determinó que para una tasa de selección fija de 0.5 existe un rango óptimo de valores para la tasa de mutación, entre 0.25 a 0.3, bajo los cuales se consiguen los mejores resultados. Se diseñaron controladores, para regular cambios del set point, en un sistema no lineal. Primero realizando una aproximación lineal del sistema y aplicando ambos métodos, en ese caso se consiguieron resultados aceptables pero discretos. Mientras en segunda instancia se aplicó el método de los Algoritmos genéticos directamente sobre el sistema no lineal, arrojando resultados mucho mejores, mostrando respuestas del sistema que presentaron sobreimpulsos máximos entre 7 y 15% según se incrementaba el cambio en el set point del sistema. Por último se aplicó el método de los Algoritmos Genéticos al sistema no lineal, para obtener un controlador capaz de regular la presencia de una perturbación, para un set point fijo, en este caso los resultados fueron excelentes, mejorando significativamente la capacidad de atenuar perturbaciones exhibida por los controladores diseñados anteriormente.

METADATOS PARA TRABAJOS DE GRADO, TESIS Y ASCENSO:

CONTRIBUIDORES:

APELLIDOS Y NOMBRES	ROL / CÓDIGO CVLAC / E_MAIL				
RENGEL H., JOSE E.	ROL	CA	AS X	TU	JU
	CVLAC:				
	E_MAIL				
	E_MAIL				
GARCÍA , CARMEN	ROL	CA	AS	TU	JU X
	CVLAC:				
	E_MAIL				
	E_MAIL				
GOMES, CARLOS	ROL	CA	AS	TU	JU X
	CVLAC:				
	E_MAIL				
	E_MAIL				
	ROL	CA	AS	TU	JU
	CVLAC:				
	E_MAIL				
	E_MAIL				

FECHA DE DISCUSIÓN Y APROBACIÓN:

2009	07	01
AÑO	MES	DÍA

LENGUAJE. SPA

METADATOS PARA TRABAJOS DE GRADO, TESIS Y ASCENSO:**ARCHIVO (S):**

NOMBRE DE ARCHIVO	TIPO MIME
Tesis.Evaluación de Métodos de Optimización. doc	application/ ms word

CARACTERES EN LOS NOMBRES DE LOS ARCHIVOS: A B C D E F G H I J K L M N O P
 Q R S T U V W X Y Z. a b c d e f g h i j k l m n o p q r s t u v w x y z. 0 1 2 3 4 5
 6 7 8 9.

ALCANCE

ESPACIAL: _____ (OPCIONAL)

TEMPORAL: _____ (OPCIONAL)

TÍTULO O GRADO ASOCIADO CON EL TRABAJO:

INGENIERO MECÁNICO

NIVEL ASOCIADO CON EL TRABAJO:

PREGRADO

ÁREA DE ESTUDIO:

DEPARTAMENTO DE MECÁNICA

INSTITUCIÓN:

UNIVERSIDAD DE ORIENTE. NÚCLEO DE ANZOÁTEGUI

METADATOS PARA TRABAJOS DE GRADO, TESIS Y ASCENSO:

DERECHOS

DE ACUERDO CON EL ARTICULO 44 DEL REGLAMENTO DE TRABAJO DE GRADO DE LA UNIVERSIDAD DE ORIENTE: “LOS TRABAJOS DE GRADO SON DE EXCLUSIVA PROPIEDAD DE LA UNIVERSIDAD Y SOLO PODRÁN SER UTILIZADOS POR OTROS FINES CON EL CONSENTIMIENTO DEL CONSEJO DE NÚCLEO RESPECTIVO, QUIEN LO PARTICIPARÁ AL CONSEJO UNIVERSITARIO”.

Alex J. Gómez R.

AUTOR

José Rengel

TUTOR

Carmen García

JURADO

Carlos Gomes

JURADO

Delia Villarroel

POR LA SUBCOMISIÓN DE TESIS