

# DISEÑO DE UN ALGORITMO AUTOMÁTICO DE SINTONIZACIÓN DE PARÁMETROS DE UN CONTROLADOR PID EMPLEANDO TÉCNICAS BIO- INSPIRADAS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINAS

GLORIA CATALINA CIFUENTES DUARTE

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
BOGOTÁ D.C.  
2019

# DISEÑO DE UN ALGORITMO AUTOMÁTICO DE SINTONIZACIÓN DE PARÁMETROS DE UN CONTROLADOR PID EMPLEANDO TÉCNICAS BIO-INSPIRADAS DE APRENDIZAJE DE MÁQUINAS

GLORIA CATALINA CIFUENTES DUARTE

Proyecto de grado presentado  
como requisito para optar al título de  
INGENIERO ELECTRÓNICO

Director: JOSÉ GUILLERMO GUARNIZO MARÍN

Codirector: ARMANDO MATEUS

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS  
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA  
BOGOTÁ D.C.  
2019

## *Dedicatoria*

Dedico este trabajo de grado al pilar de mi vida, mi familia, que con esfuerzo, compromiso y amor me han apoyado más de lo que se ha podido. En especial, quiero agradecer a mi abuelita quien tristemente ya no nos acompaña, quien siempre fue y será un apoyo; a ella mil gracias, sus esfuerzos no fueron en vano.

A mi madre quiero agradecer enormemente por el gran trabajo que ha realizado al ser un apoyo incondicional, motivación e inspiración de esfuerzo y lucha constante.

A mi padre por el apoyo y la ayuda brindada.

A mi princesa, que la culminación de esta etapa sea un motivo de orgullo y ejemplo a seguir.

## **AGRADECIMIENTOS**

A todos los que han contribuido a que yo esté aquí dando inicio a una nueva etapa de mi vida, especialmente a mi familia que con su apoyo y fortaleza han aportado en todo momento de mi vida.

Quiero también agradecer a mi novio que siempre me ha ayudado, acompañado y apoyado incondicionalmente. Gracias a mis compañeros y amigos que me han ayudado en este proceso y con los que he aprendido más allá de la formación brindada por parte de la universidad.

Finalmente, quiero agradecer a los docentes que han aportado en mi formación; a mis tutores quienes han sido un apoyo y guía aportando su tiempo y conocimiento en el desarrollo de este proyecto de grado, a ellos muchas gracias.

## CONTENIDO

|                                                             |    |
|-------------------------------------------------------------|----|
| INTRODUCCIÓN .....                                          | 7  |
| 1. PROBLEMA.....                                            | 8  |
| 2. ANTECEDENTES .....                                       | 10 |
| 2.1 METODOS DE SINTONIZACION PID INTELIGENTE .....          | 10 |
| 2.1.1 SISTEMAS INMUNES ARTIFICIALES .....                   | 10 |
| 2.1.2 COMBINACIÓN DE TÉCNICAS INTELIGENTES .....            | 12 |
| 3. JUSTIFICACIÓN .....                                      | 14 |
| 4. OBJETIVOS .....                                          | 15 |
| 4.1 OBJETIVO GENERAL .....                                  | 15 |
| 4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....                             | 15 |
| 5. MARCO TEÓRICO .....                                      | 16 |
| 5.1 INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....                            | 16 |
| 5.1.1 SISTEMAS BIO-INSPIRADOS .....                         | 16 |
| 5.1.1.1 SISTEMA INMUNE NATURAL .....                        | 16 |
| 5.1.1.2 FUNCIONAMIENTO .....                                | 17 |
| 5.1.1.3 RESPUESTA INMUNE ADQUIRIDA O ADAPTATIVA.....        | 19 |
| 5.1.1.4 LA TEORÍA DE SELECCIÓN CLONAL.....                  | 21 |
| 5.1.1.5 SISTEMA INMUNE ARTIFICIAL .....                     | 22 |
| 5.1.1.6 ALGORITMO DE SELECCIÓN CLONAL .....                 | 23 |
| 6. DISEÑO METODOLÓGICO .....                                | 26 |
| 6.1 POBLACIÓN Y MUESTRA .....                               | 27 |
| 7. RESULTADOS.....                                          | 28 |
| 7.1 CONTROL PID BASADO EN EL ALGORITMO INMUNE ARTIFICIAL .. | 28 |
| 7.2 IMPLEMENTACION DEL ALGORITMO EN UN MOTOR DC.....        | 30 |
| 7.2.1 IDENTIFICACIÓN DE LA PLANTA .....                     | 30 |
| 7.2.2 SINTONIZACIÓN ZIEGLER NICHOLS .....                   | 34 |
| 7.2.3 SINTONIZACIÓN CLONALG OFFLINE .....                   | 34 |
| 7.2.4 SINTONIZACIÓN CLONALG TIEMPO REAL .....               | 39 |
| 8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO .....                      | 44 |
| REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....                            | 46 |
| ANEXOS.....                                                 | 52 |

## RESUMEN

En la actualidad los sistemas de control en lazo cerrado mayormente empleados para aplicaciones industriales son los PID, dado que presentan grandes ventajas al ser comparados con otros sistemas de control; la sencillez de diseño y el bajo coste de implementación son ejemplos de dichas ventajas. De sintonizarse correctamente, el controlador logra aumentar la estabilidad, la rapidez y la exactitud en la respuesta. Este proceso de sintonización presenta desafíos específicos relacionados al desconocimiento de diversos factores (los cuales se plantean en la sección 1) y el poco personal apropiadamente capacitado en la implementación ocasionando un mal uso de la técnica. Lo anterior produce una mala sintonización de los parámetros, realizada mediante procesos de prueba - error o empleando técnicas de empíricas como Ziegler Nichols.

Teniendo en cuenta la problemática anterior, diversas empresas han enfocado una gran cantidad de esfuerzos que buscan facilitar el proceso de sintonización a través de algoritmos capaces de ajustar de forma automática los parámetros del controlador PID. Sin embargo, las herramientas desarrolladas producto de dichos esfuerzos conllevan altos costos asociados y la intervención directa del sistema (no deseable por tiempos de paro en la producción, disminución de la confiabilidad del sistema, etc.).

En este trabajo, se propone la implementación de un algoritmo inteligente basado en la respuesta de sistema inmune enfocado al principio de selección clonal, cuyo objetivo es encontrar un conjunto de posibles soluciones que cumplan con unos criterios de diseño que representan las condiciones a las cuales se debe ajustar el sistema y el resultado que se desea obtener. En la ejecución del algoritmo se van descartando los parámetros cuyos resultados no satisfacen y se van replicando aquellos que van disminuyendo el error de las figuras de mérito. Al finalizar su ejecución, el algoritmo logra mejorar significativamente el resultado de las figuras de mérito comparadas con las obtenidas por la técnica clásica de sintonización Ziegler Nichols. El desarrollo de la técnica de Ziegler Nichols se realiza a partir de información de la planta y presenta un desempeño pobre en el controlador; este proceso se realiza manualmente al realizar un sencillo análisis matemático. Por otro lado, con el algoritmo se realiza un proceso heurístico donde se prueban diversos parámetros, se analiza su respuesta y se van afinando los parámetros para obtener un conjunto de soluciones que satisfacen los criterios establecidos. Este proceso se realiza automáticamente y puede tardar en función de los procesos de adquisición de información, presentando un coste computacional alto respecto a la técnica clásica elegida, pero con una notable diferencia en los resultados de las figuras de mérito.

## INTRODUCCIÓN

La mala sintonización de los controladores PID es un problema vigente cuya solución se puede encontrar en la implementación de algoritmos inteligentes, quienes se caracterizan por aprender del sistema para resolver el problema en el que se encuentran, cada uno de estos posee características específicas para diversas aplicaciones, en este caso se desea implementar un algoritmo bio-inspirado en la respuesta inmune que efectúan los mamíferos cuando se presenta un patógeno en el organismo, el cual desencadena la reacción de un proceso denominado principio de selección clonal, encargado del estudio y neutralización de virus y bacterias, este algoritmo ha sido empleado para la solución de problemas como reconocimiento de patrones y optimización de funciones.

En este trabajo se plantea implementar el algoritmo de sintonización de parámetros del controlador PID, la función del algoritmo consiste en minimizar el error de las figuras de mérito obtenidas respecto a los criterios de diseño establecidos, mediante la elección y mutación adecuada de los parámetros con mejores características. El algoritmo se aplicará al control de un motor de corriente continua, la implementación se realizará en simulación con la función de transferencia de la planta y posteriormente se realizará directamente en la planta en tiempo real.

El trabajo está estructurado en secciones partiendo por una introducción en la que se menciona la problemática que actualmente se presenta y porque es importante establecer una solución. Para el desarrollo del proyecto es importante conocer cuáles han sido los aportes que otros autores han realizado al respecto o que trabajos similares se han desarrollado por ello en la sección 2 se realiza una revisión del estado del arte de algoritmos de sintonización. Posteriormente se desarrolla la justificación y los objetivos que se establecieron para el proyecto, luego se realiza el planteamiento teórico del sistema inmune del cual se hace mención de los conceptos relevantes para el desarrollo y comprensión del algoritmo. De la sección 6 en adelante se plantea el proceso de implementación del algoritmo, partiendo del diseño metodológico a emplear, posteriormente el desarrollo de cada etapa del algoritmo y finalmente se exponen las conclusiones del desarrollo del proyecto.

## 1. PROBLEMA

Los sistemas de control en la industria usualmente poseen un rendimiento inadecuado dada la dinámica propia de su sistema, ocasionado por fallas en sensor, fricción en la válvula de control o por un mal ajuste del controlador. Para mejorar los índices de desempeño de la planta se emplean lazos de control principalmente PID [1], [2], que son ampliamente usados en la industria a nivel mundial dado su bajo costo de diseño e implementación comparado con el rendimiento que ofrece en cierto tipo de sistemas, donde el eficiente funcionamiento depende directamente de la correcta elección de los parámetros.

De acuerdo con trabajos de investigación publicados [3], [4], [5], la realidad de la implementación no es tan sencilla dado que se presentan varias irregularidades en la sintonización de controladores PID y en su pobre desempeño, se observó que entre 30% al 50% de los controladores son operados manualmente en algunos sectores de la industria mexicana. Un 30% de los sistemas operan con las ganancias que traen por defecto los controladores (usualmente  $K_c = 1$ ;  $T_i = 1$  y  $T_d = 0$ ), sin llevar a cabo la correspondiente sintonización dado que en numerosos casos el operador desconoce esta necesidad pasando desapercibida ya que los parámetros instaurados por el fabricante pueden estabilizar el proceso. El porcentaje restante de los lazos de control se realiza mediante sintonización al aplicar técnicas heurísticas o analíticas [3], [4], [5].

Otro problema que se comete por parte del personal encargado es no realizar el respectivo reajuste de los parámetros del controlador después de cierto tiempo de uso de la planta, la cual sufre desgaste, variaciones en la carga de producción, modificando el modelo que se empleó inicialmente para la obtención de las ganancias del PID, lo que ocasiona mal funcionamiento de la planta y pérdidas por no realizar el proceso de sintonización. Solo hasta que se presentan oscilaciones en el lazo de control o este se vuelve lento, se realiza una nueva sintonización del controlador [3], [4], [5].

Como ejemplo a esta problemática está el caso del sistema de molienda de una minera ubicada al oeste de Argentina, donde el proceso presentaba frecuentes paradas en la producción por sobrepaso de corriente en el motor principal o atascamiento en la cámara del molino por acumulación de mineral, ocasionado por errores en la secuencia de arranque de los elementos que componen el sistema (clasificador, ventilador y el molino Raymond), al ejecutar un control manual por parte del operador, repercute en desgaste a corto plazo, incrementando las averías del motor, roturas de correa, fomentando retrasos en la producción, pérdidas de tiempo y dinero a la empresa. Al analizar el proceso de corrección por parte del operador se encontró que se monitorea y manipula manualmente la corriente en el motor evitando que esta llegue a valores peligrosos que afecten el funcionamiento del motor [6].

TECHMATION CO es una empresa dedicada al diseño de controladores en diversas industrias [7], en su trayectoria ha probado decenas de miles de bucles de control y se han encontrado con que más del 30% de los controladores funcionan en modo manual, el 65% de los controladores están mal sintonizados, 15% de los sistemas de control no están configurados correctamente para cumplir con su función. También encontraron que el 30% de las válvulas de control poseen una alta fricción (deslizamiento excesivo) y que los instrumentos de medición no están calibrados correctamente o poseen una mala instalación.

La empresa [7] realizó una investigación donde recopiló información acerca del rendimiento de los sistemas actuales, para bucles de control individuales en plantas operativas y encontró que más del 30% de los controladores operan en manual, dato que se cuestionó en un seminario objetando que la mayoría de las plantas no podrían funcionar correctamente con un porcentaje tan alto de lazos de control en manual, por ello se retó a varias empresas a analizar y verificar como estaba el sistema de control, tras este proceso se observó que el porcentaje de lazos de control manual estaba por encima del 50%; el 25% de los bucles en los sistemas de control distribuido (DCS) tenían los parámetros que trae por defecto y entre 25% al 30% poseía incompatibilidad con el equipo, válvulas mal dimensionadas, excesiva histéresis, incorrecto o nulo filtro anti-aliasing en el transmisor, ruido excesivo en la señal de medición y calibración incorrecta del transmisor, generando un ajuste pobre o nulo del proceso [8].

Teniendo en cuenta esta problemática, se desea diseñar un algoritmo automático de sintonización PID off-line basado en Sistemas Inmunes Artificiales, con el fin de obtener los parámetros  $K_p$ ,  $T_i$  y  $T_d$  del controlador PID que mejoren la respuesta del PID clásico. Con el propósito de abarcar un amplio rango de la problemática a nivel industrial se toma la decisión de aplicar la sintonización a un modelo simulado de un motor DC, dado su alto nivel de aplicabilidad en diversas áreas productivas.

## **2. ANTECEDENTES**

La mayoría de los sistemas controlados emplean la técnica PID convencional dado su fácil diseño e implementación, pero en muchos casos se realiza un ajuste superficial optando por una respuesta local y no global, donde el proceso funciona en unas condiciones estrictas que se pueden evitar al emplear algoritmos de inteligencia artificial, teniendo en cuenta su capacidad de aprendizaje, adaptabilidad, búsqueda de los mejores parámetros para la solución del problema o respuestas rápidas ante perturbaciones, haciéndolos idóneos para trabajar con sistemas que requieren de ciertas exigencias como: alta velocidad de respuesta [9].

Las técnicas de sintonización PID convencionales han dejado un precedente en el control de procesos, pero con el avance tecnológico aparecen nuevas técnicas de sintonización PID que buscan reemplazar a las convencionales dado a que ofrecen más beneficios, aunque en algunos casos no son significativos, pero aun así denotan una mejora en el sistema y un avance en la base de conocimiento de los sistemas de control. Es por ello que se plantean algunos artículos que realizan la comparativa de técnicas de sintonización PID inteligente.

### **2.1 METODOS DE SINTONIZACION PID INTELIGENTE**

#### **2.1.1 Sistemas inmunes artificiales**

En “Study on Immune PID Control Method of an In-wheel Motor used in an Electric Car” realizan la comparativa entre la sintonización convencional PID y la sintonización basado en sistemas inmunes artificiales, como resultado se observó que ambas técnicas presentan un buen desarrollo, siendo la inmune quien destaca al presentar menor sobrepaso y tiempo de establecimiento, cabe destacar que existe un mayor gasto computacional con esta técnica, pero esta es razonable comparada con el resultado obtenido. La elección de la técnica se realizó teniendo en cuenta la capacidad de generar un universo de posibilidades y elegir la mejor solución, empleando el índice de rendimiento (función objetivo, antígeno) que debería tener cada parámetro como solución (anticuerpo). Los resultados obtenidos fueron tomados de la implementación de los controladores en un auto buggy eléctrico diseñado y construido desde cero por los autores[10].

Los helicópteros poseen una dinámica complicada dada la sensibilidad necesaria para controlar las entradas y las perturbaciones, por ello es vital seleccionar una técnica que satisfaga estas necesidades, los autores deciden realizar un control PID basado en sistemas inmunes artificiales obteniendo parámetros óptimos, con el objetivo de controlar el ángulo de inclinación y estabilización de la vibración del sistema, el proceso consiste en establecer una población inicial la cual se obtuvo mediante sintonización heurística, estos parámetros pasan por un proceso establecido por el algoritmo implementado donde se seleccionan y mutan,

obteniendo los parámetros optimizándolos dando como resultado un buen rendimiento en menos de 40 iteraciones, un sobrepaso nulo en la salida y un tiempo de establecimiento de 8s, y finalmente se reducen las vibraciones ocasionadas por el movimiento de inclinación logrando los objetivos propuestos [11].

En [12] se realiza la comparativa entre la sintonización PID por el método de Ziegler Nichols y el algoritmo de selección clonal, técnica bioinspirada en inmunología artificial aplicada al control de velocidad de un motor DC. Como resultado obtuvieron un sobrepaso de 60%, tiempo de establecimiento de 0.7s al escalón unitario en la sintonización convencional y el algoritmo propuesto presento un sobrepaso de 90%, un tiempo de establecimiento de 0.2s y la función del error disminuyo teniendo en cuenta que fue implementado con una población inicial de 50, 80% de clones y 150 iteración.

Continuando con la comparación del método de sintonización Ziegler-Nichols y dos controladores PID basados en algoritmos evolutivos como el algoritmo de selección clonal y el enjambre de partículas, se observó que los tres controladores presentan un buen desempeño donde el ajuste por Ziegler-Nichols obtuvo un tiempo de establecimiento de 575ms, un sobrepaso de 2.21 y un error de 2.74; mientras que con el algoritmo clonal el tiempo de establecimiento fue de 335ms, un sobrepaso de 1.9 y un error de 2.03; finalmente el algoritmo de enjambre de partículas presento un tiempo de establecimiento de 285ms, un sobrepaso de 2 y un error de 2.05; siendo notable la diferencia entre el ajuste por Ziegler-Nichols y los algoritmos evolutivo [13].

En el Tecnológico Nacional de México en Celaya, se realizó la comparativa entre el control PI convencional y la sintonización basada en un algoritmo genético, como objetivo se debía evaluar la eficiencia de un motor DC de 1 HP y establecer un sistema de torque controlado en 1200 rpm, para esto se evaluó el tiempo de establecimiento y el sobrepaso mediante una red neuronal, al aplicar el control convencional se obtuvo un sobrepaso de 149.3 rpm y tiempo de establecimiento en 1.4s, mientras que con el algoritmo genético el sobrepaso fue nulo y un tiempo de establecimiento de 1.2s siendo este quien mejor desempeño ofrece al sistema [14].

La sintonización PID basada en sistemas inmunes artificiales se ha aplicado en sistemas lineales como el caso del control de velocidad de un servo motor DC, en el cual se minimiza el error absoluto de tiempo integral, el algoritmo fue comparado con el ajuste convencional Ziegler-Nichols presentando una evidente diferencia en los resultados, donde el algoritmo basado en sistemas inmunes artificiales (AIS) obtuvo una solución óptimo global siendo reflejada en la respuesta de la planta a nivel de tiempo de subida, tiempo de establecimiento, error de estado estable y sobrepaso [17]. También es aplicado en el control de un convertidor DC-DC tipo refuerzo en el cual se hace la comparativa de técnica convencional y otra técnica

basada en algoritmo genético obteniendo una estructura robusta con una buena respuesta dinámica en todos los puntos de operación [18].

La robustez, autoadaptabilidad y respuesta ante las perturbaciones de los sistemas inmunes ha dado mucho de qué hablar y se ha implementado en muchos sistemas donde se ha obtenido un control robusto, el cual fue implementado en un proceso industrial con un diseño de dos etapas: las cuales consisten en un ajuste inicial de los parámetros PID mediante la minimización del error absoluto ponderado en el tiempo, para posteriormente hacer una mejora de los parámetros obtenidos mediante la sintonización basada en sistemas inmunes artificiales obteniendo rendimiento en el tiempo y robustez en el desarrollo del proceso del sistema [19].

### 2.1.2 Combinación de técnicas inteligentes

Los resultados que se obtienen mediante el uso de sistemas inmunes artificiales suelen generar mejoras en el proceso, pero algunas ofrecen ciertos beneficios que son convenientes para el funcionamiento de la planta, es por ello que se compararon dos técnicas de control PID inteligente aplicadas a un servomotor, donde evaluaron el desempeño de los controladores mediante la respuesta en el tiempo de convergencia y la respuesta transitoria en los controladores. El primer controlador posee una etapa de sintonización PID basada en progresiones evolutivas (EP) empleando la función de error absoluto integrado y las ganancias obtenidas se ajustan usando un controlador lógico difuso (FLC), dando como resultado un tiempo de establecimiento de 0.156s con el primer ajuste (EP) y 0.139s con el segundo ajuste presentando una mejora del 11% en el tiempo de establecimiento. En el segundo controlador realizaron la sintonización basada en algoritmos genéticos empleando la misma función de EP y añadiéndole la etapa de ajuste del FLC, encontrando que la integral absoluta del error converge a 0.39 donde se obtienen las ganancias PID optimas, el desempeño del controlado FLC+GA redujo el tiempo de convergencia de 1.16s a 1.12s, haciendo la comparativa de la respuesta transitoria del servo motor el FLC+GA presenta una respuesta más rápida [15].

En el trabajo de grado “Diseño de un algoritmo evolutivo bio-inspirado el cual permita sintonizar un controlador PID con el fin de controlar la variable de proceso “flujo” en un sistema de control de proceso AMATROL t5552 ubicado en el laboratorio de electrónica de la Facultad Tecnológica Universidad Distrital Francisco José de Caldas”, como resultado se obtuvo un error de estado estacionario cero, con una respuesta lenta del sistema, un sobrepaso de cero sin presentar oscilaciones dado que esto puede afectar significativamente el sistema mecánico especialmente la válvula proporcional [16].

En los procesos industriales se emplea el control de nivel de líquido para diferentes sustancias químicas o mezclas de estas para la creación de diversos productos, los cuales requieren precisión en las proporciones empleadas siendo vital el sistema de

control a implementar, por ello se realiza una comparativa del control convencional y dos técnicas inteligentes, donde la sintonización convencional no presenta los resultados deseados por ello se diseña el control con restricciones al sobrepaso; en las técnicas inteligentes se implementó un control difuso obteniendo buena respuesta ante perturbaciones con los parámetros establecidos; la otra técnica implementada fue el control inmune artificial el cual tuvo mejor desempeño que las técnicas antes mencionadas al tener mejor respuesta ante perturbaciones complejas, reduciendo el tiempo de establecimiento y generando una acción de control confiable y precisa [20].

La sintonización de controladores PID basado en sistemas inmunes artificiales con mecanismos de aprendizaje social (AIS-SL) se caracterizan por tener anticuerpos de un enjambre elitista o un enjambre común, al aplicarle el operador mutación experimentan autoaprendizaje, o dos mecanismos diferentes de aprendizaje social (estocástico, heurístico) respectivamente, como resultado se obtuvo mejor presión en los parámetros y en la velocidad de convergencia que las opciones canónicas opt-aiNet, IA-AIS y AAIS [21].

El Sistema inmune artificial híbrido de enjambres y afinado con el algoritmo Taguchi-genético, es una variante que ha demostrado significativa diferencia en el rendimiento respecto a los sistemas inmunes artificial convencionales, implementado para solucionar la redundancia de cinemática inversa óptima de un manipulador robótico de 5 grados de libertad, que fue diseñado e implementado para un sistema del mundo real demostrando un efectivo desempeño y corroborando la aplicabilidad de los sistemas inmune artificiales en diversos sistemas [22].

### **3. JUSTIFICACIÓN**

El mundo está creciendo aceleradamente y día a día las empresas se enfrentan a nuevas problemáticas o las soluciones del pasado dejaron de ser útiles en el entorno, por lo que se deben buscar diversas alternativas que se adapten a las necesidades, como es el caso de algunos sistemas que requieren de ciertas condiciones para funcionar correctamente como: la reducción del error, respuestas rápidas ante perturbaciones, respuesta transitoria rápida y nulo sobrepaso.

Teniendo en cuenta las necesidades presentes en la industria se desea diseñar una opción alternativa a las ofrecidas en el mercado, las cuales son costosas especialmente para muchas empresas medianas y pequeñas de Colombia las cuales requieren de un buen sistema de control. Por lo que se desea diseñar un algoritmo bio-inspirado que realice automáticamente el cálculo de parámetros PID al emplear técnicas como los Sistemas Inmunes Artificiales, validando mediante simulación la respuesta del sistema y obteniendo así el resultado deseado.

El algoritmo a diseñar tiene la característica de ser aplicable a cualquier planta lineal de la cual se pueda conocer su respuesta ante el escalón y establecer una función de transferencia que la describa, posteriormente sintonizar estos parámetros con el algoritmo basado en sistemas inmunes artificiales, presentando una ventaja importante ante diversos métodos de control que dependen directamente del modelo de la planta, como se ha visto anteriormente la información que aporta el fabricante varía dependiendo de las condiciones de uso, mantenimiento y el tiempo que ha sido utilizada la planta.

## **4. OBJETIVOS**

### **4.1 OBJETIVO GENERAL**

Implementar un algoritmo bio-inspirado basado en Sistemas Inmunes Artificiales para la sintonización automática del controlador PID aplicado a sistemas lineales, como el control de posición de un motor DC.

### **4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- ❖ Implementar un algoritmo de sintonización automático PID basado en Sistemas Inmunes Artificiales con el fin de establecer los parámetros del controlador.
- ❖ Establecer un modelo del motor DC, con el fin de validar el algoritmo propuesto.
- ❖ Establecer una métrica de comparación a partir de las figuras de mérito (sobrepaso máximo, tiempo de establecimiento y error de estado estacionario), para evaluar el desempeño de los controladores obtenidos.
- ❖ Comparar los resultados obtenidos por la sintonización diseñada mediante el algoritmo propuesto y un método de sintonización clásico, donde se evaluará el rendimiento de estas estrategias de control.

## **5. MARCO TEÓRICO**

Para el desarrollo del proyecto se necesita partir de unas bases de conocimiento, se realizará una breve conceptualización de los principales temas a trabajar para comprender el proceso realizado.

### **5.1 INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

Rama de la ciencia e ingeniería que permite darle inteligencia a elementos inertes dándoles la capacidad de emular comportamientos, acciones y habilidades cognitivas e interactivas realizadas por el cerebro [23], La IA (Inteligencia Artificial por sus siglas en inglés) se divide en subáreas cada una enfocada a una aplicación específica estas son: procesamiento de lenguaje natural, visión artificial, resolución de problemas, representación del conocimiento y razonamiento, aprendizaje automático, robótica, optimización.[24]

#### **5.1.1 Sistemas bio-inspirados**

Los grandes cambios que presenta la naturaleza ante las adversidades son extraordinarios, los organismos se adaptan a los diversos ecosistemas que se encuentran en constante cambio esto causa la diversificación de las especies, permitiendo la evolución estos cambios se pueden presentar mediante genética, mutación y flujo genético. El objetivo de los sistemas bio-inspirados es emular el comportamiento de los sistemas biológicos al realizar selección, reproducción, mutación, entre otras para obtener la mejor solución a un problema específico de búsqueda, optimización, aprendizaje, reconocimiento, simulación y caracterización.

La emulación del sistema bio-inspirado se realiza en una serie de pasos, comenzando con la generación de la población inicial la cual es evaluada para determinar el desempeño de cada individuo, si estos no cumplen con los criterios establecidos se seleccionan los mejores individuos y se genera una nueva población con individuos modificados y se realiza el mismo procedimiento antes mencionado, si al evaluar el desempeño de todos los individuos esto cumplen con los criterio se finaliza el proceso y se emplean esto para la solución del problema dado.[25]

##### **5.1.1.1 Sistema inmune natural**

El mundo está en constantes cambios debido a varios factores que se presentan a diversas escalas los cuales influyen en alteraciones características del individuo, estas pueden ser de origen natural y aleatorio o por causas externas las cuales pueden ser de beneficio o daño para su desarrollo. Cuando un individuo sufre una alteración en su código genético, al reproducirse esta característica es heredad, y de expresarse en las siguientes generaciones puede efectuar un cambio genético en la especie, diversificándose. Si esta variación presenta una ventaja competitiva para desenvolverse en el ambiente que vive, se dice que la especie se ha adaptado. Este proceso se conoce como evolución de las especies propuesto por Charles Darwin. En su teoría clásica se plantea la evolución desde un proceso de selección

natural como mecanismo por el cual los organismos cambian con el tiempo, generando diversificación en la descendencia y la capacidad de adaptarse a un entorno con condiciones específicas otorgando la posibilidad de reproducirse y sobrevivir.

La teoría actual es la Neo-Darwiniana o sintética de la evolución la cual engloba la teoría clásica de la evolución de Charles Darwin, la teoría de la herencia de Gregor Mendel, la mutación aleatoria, la deriva genética, genética poblacional de Ronald Fisher, J.B.S Haldane y Sewall Wright y el evolucionismo de August Weismann. Partiendo de una mayor base de conocimiento y comprobación experimental, se estableció que el proceso evolutivo parte la variabilidad genética de los descendientes, que se presenta por mutaciones en la estructura del ADN y por recombinación genética (proceso de desarrollo durante la meiosis que permite generar células únicas e irrepetibles), el complemento a esta teoría fueron las otras variables que influyen como la frecuencia de cambio genéticos debido a selección natural, mutación, migración y deriva genética (reducción significativa de la población ocasionada por desastres naturales), los cambios en un individuo son un tema interesante pero el punto focal son los patrones de variabilidad de una población, dado que es la población quien evoluciona al medio que se está enfrentando [26].

Uno de los sistemas que más ha evolucionado a lo largo de la historia entre las especies es el sistema inmune de los mamíferos, el cual se encarga de proteger al organismo de agentes externos que puedan causar algún daño. Dada la extraordinaria función que realiza se ha estudiado su proceso y se han implementado algoritmos inteligentes que aplican las bases de estos conocimientos en diversas aplicaciones, que han mejorado el desempeño en actividades de diversas áreas de conocimiento, por ello se realiza una investigación y aplicación de uno de estos algoritmos a un problema que se presenta a nivel industrial.

#### 5.1.1.2 Funcionamiento

El Sistema inmune está conformado por una serie de órganos, tejidos y células esparcidos por todo el cuerpo cuyo objetivo es proteger mediante la identificación, neutralización y aprendizaje en la detección de antígenos (Ag), sustancias infecciosas que desencadenan la acción de anticuerpos (Ab) que son glucoproteínas producidas para atacar a los antígenos y defender al organismo. El SI (Sistema Inmune) tiene la función de reparar o eliminar las células dañadas, también se encarga de diferenciar los organismos internos y externos para definir si debe desatar su respuesta contraatacante ante posibles amenazas como bacterias, virus, hongos, parásitos denominados patógenos. Cabe resaltar que existe un fenómeno particular donde el SI (Sistema Inmune) presenta una respuesta exagerada destruyendo las células, tejidos y órganos propios perdiendo la capacidad de reconocimiento y generando auto ataques, esta condición patológica es conocida como enfermedad autoinmune [27].

La respuesta inmunitaria se divide en niveles de defensa con el objetivo de filtrar cada tipo de amenaza como se puede observar en la Figura.1; la primera capa protectora es la barrera física o anatómica (piel, mucosa), la segunda son las condiciones fisiológicas que no contribuyen a la sobrevivencia de los antígenos (temperatura, pH del órgano afectado), el tercer nivel pertenece a la respuesta innata, quien ataca de forma genérica ante la presencia de cualquier antígeno este proceso lo realizan las células macrófagas las cuales ingieren a los antígenos para facilitar su eliminación de no ser posible se activa el siguiente nivel de defensa. Por último, la respuesta adaptativa encargada de atacar a un agente infeccioso específico mediante la identificación, reconocimiento y eliminación, esta respuesta se caracteriza por mejorar la respuesta al enfrentarse sucesivas veces a un mismo anticuerpo [28].

Este trabajo se enfocará en la respuesta inmune adaptativa, quien enfrenta anticuerpos nuevos y complejos que los demás niveles de defensa no lograron eliminar. La importancia de esta respuesta radica en que está diseñada para actuar a tipos específicos de antígenos y mejora acorde al número de veces que se ha enfrentado a estos dado su capacidad de memoria y aprendizaje [29].

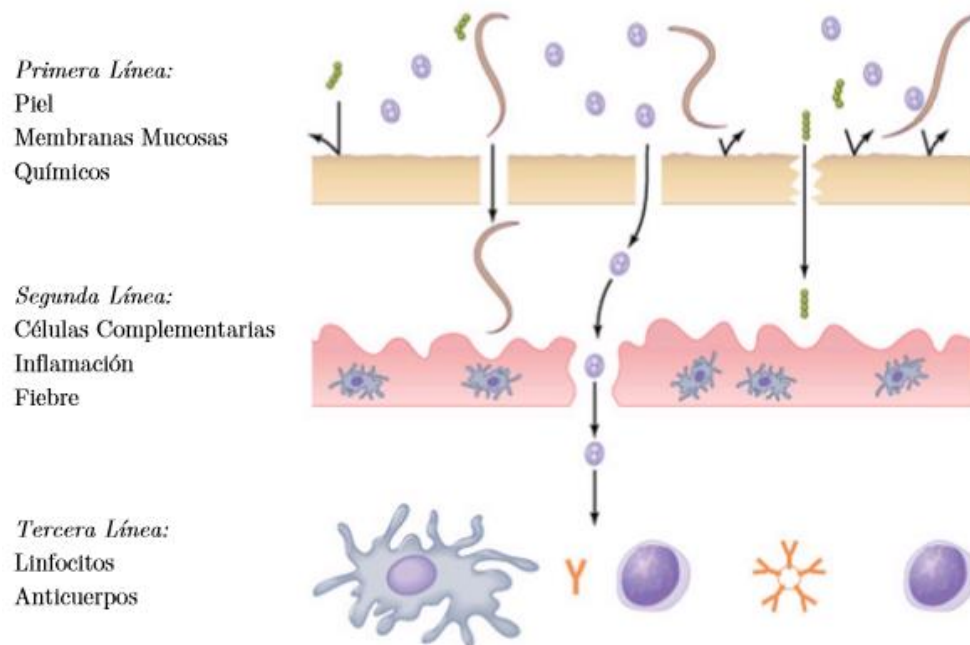


Figura.1: Niveles de defensa del sistema inmune biológico. Tomado de [9]

La respuesta inmune innata y adaptativa son independientes, pero cuando se presenta una infección que no puede ser controlada por la respuesta innata se realiza un trabajo colaborativo en donde se busca detener a toda costa el patógeno. El proceso parte cuando un tejido sufre daño e informa enviando un mensaje al sistema inmune produciendo citoquina (comunicación entre células) desencadenando el tercer nivel de defensa efectuado por neutrófilos y macrófagos

cuya función es engullir bacterias. Los primeros en responder son los neutrófilos que se despliegan a toda velocidad con intenciones de eliminar infecciones bacterianas y fúngicas, la segunda barrera en responder son los macrófagos quienes producen moléculas inflamatorias y activan otras inmuno-respuestas como la conexión al sistema inmune adaptativo mediante células dendríticas, encargadas de capturar cuerpos extraños y dirigirlos a los ganglios linfáticos donde se realiza la presentación del antígeno a los linfocitos T, dando inicio a un proceso inteligente de identificación, estudio y coordinación de la respuesta inmune a gran escala, con la ayuda de los linfocitos B que son informados mediante citoquina de la amenaza con el objetivo de que fabrique y expulse anticuerpos para el antígeno detectado y que no ha sido posible eliminar, la respuesta de este sistema varía dependiendo de la información que se tiene del antígeno, siendo que a mayor número de iteraciones mejor desempeño presentará [30] [31].

#### 5.1.1.3 Respuesta inmune adquirida o adaptativa

Consiste en determinar a qué agente infeccioso se está enfrentando. Cuando el organismo identifica un patógeno que no ha estado antes en contacto con el organismo cuya defensa supera la inmunidad innata se acude al sistema inmunológico adaptativo, quien debe reconocer organismos no propios (antígenos) mediante los linfocitos T e informar a los linfocitos B para desarrollar la formación de anticuerpos no específicos dado que no se conoce información del antígeno. El proceso consiste en generar grandes cantidades de anticuerpos y enviarlos al origen del ataque con el objetivo de que algún anticuerpo identifique al antígeno, mediante la unión de estructuras específicas, paratope para el anticuerpo y epitope en los antígenos [27]. Estos pueden poseer diferentes estructuras en una misma célula por ello pueden activar la respuesta de varios linfocitos a la vez y la de múltiples tipos de anticuerpos (Fig.2-A).

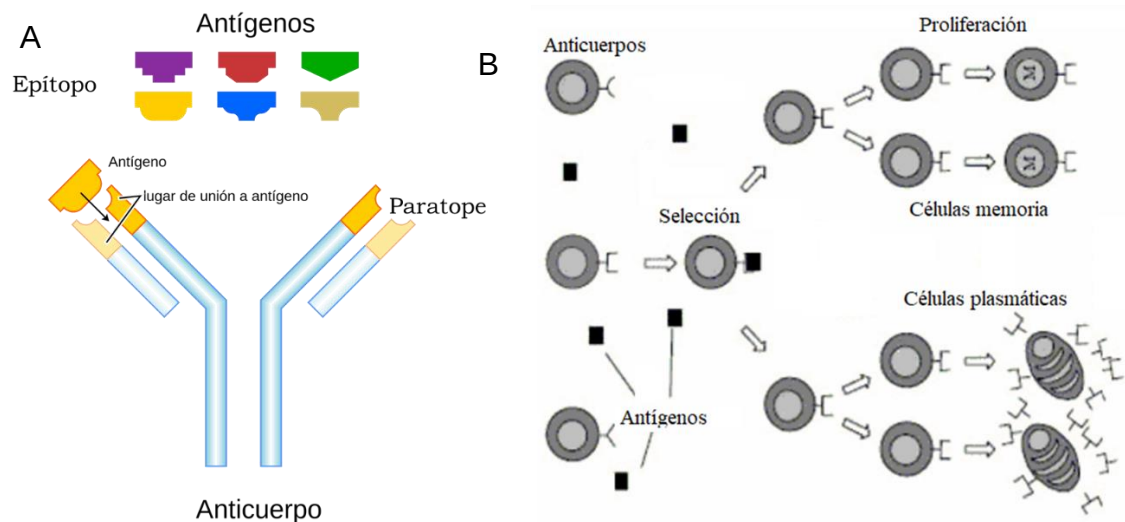


Figura.2: A-vinculación de un antígeno con un anticuerpo. B-Principio de selección clonal, tomado de [28].

La respuesta adaptativa está conformada por dos etapas: la respuesta primaria, encargada de la proliferación de linfocitos B con alta afinidad hacia un antígeno específico, proceso que se desarrolla mediante la vinculación entre los paratopes y epitopes buscando así el grado de similitud de los patrones (evaluación de la aptitud) denominada afinidad la cual es única dado que los anticuerpos solo tienen la posibilidad de identificar a un antígeno específico pero estos pueden activar la respuesta de múltiples anticuerpos. Cuando da lugar a la unión parcial se segrega una sustancia denominada anticuerpos, los cuales pasan por un proceso de clonación y mutación proliferando una población que puede enlazarse con el antígeno, si se logra identificar ocurre un proceso de clonación a gran escala para eliminar todos los antígenos de dicha estructura [28].

Al realizar el proceso repetitivo de evaluación de aptitud, clonación y mutación de los anticuerpos con mayor afinidad se desarrolla un proceso de evolución poblacional donde generación tras generación se mejora la respuesta dado que se va centrando el conjunto poblacional en aquellos que sean más aptos, este proceso es una tarea ardua dada la diversidad de estructuras o patrones que presentan los antígenos siendo un proceso de identificación lento por parte de los linfocitos. Al eliminar la amenaza, también se realiza un proceso de eliminación de linfocitos B, pero antes de esto se almacenan aquellos que mejor detectaron a la amenaza con el fin de volver a reconocer la estructura proteica que era desconocida y mejorar el rendimiento de respuesta este mecanismo es conocido como memoria y hace parte de la segunda respuesta adaptativa encargada de almacenar información del proceso de aprendizaje que se realizó en la respuesta primaria.

Al presentarse la identificación del antígeno por el anticuerpo este se adhiere y activa el proceso de neutralización desencadenado por las células T y B que se dividen generando millones de copias que se subdividen en grupos para desarrollar una función específica como: Memoria, cierto grupo de linfocitos tienen la función de reconocer y recordar al patógeno al que se han enfrentado y el tipo de respuesta que han desencadenado en su contra para reconocerlo en futuros ataques; el otro conjunto de células se encargan de coordinar, controlar y eliminar el patógeno este proceso es conocido como principio de selección clonal figura.2-B

El sistema inmune es complejo y para su análisis se ha subdividido en varios modelos que juntos integran parte del conocimiento que se conoce, los más estudiados son: modelos de médula ósea y de timo, modelo de selección clonal y modelo de red inmune, donde los dos últimos emplean el principio de selección negativa (reconocimiento y diferenciación de agentes internos y externos) para su funcionamiento y son aplicados al problema de optimización de una función objetivo [29].

Modelo de médula ósea: deduce como se realiza la creación y maduración de los linfocitos T, a su vez describe el proceso reconocimiento y como esta mejora de la detección de agentes externos. Modelo de timo: proceso mediante el cual se crea y maduran los linfocitos B, como células detectoras.

Teoría de la red inmunológica: consisten en redes de linfocitos B interconectados (red idiotípica) especializados en el reconocimiento de antígenos particulares.

Principio de selección clonal: describe la respuesta que se desencadena ante la presencia de un antígeno.

Selección negativa: proceso de detección y reacción correcta ante los organismos propios y externos.

La eficiencia de la respuesta inmune está directamente relacionada con la capacidad de reconocer antígenos que han atacado antes al sistema inmune, esto se logra a partir de las células memoria que almacenan información del antígeno y el anticuerpo. Al tener información de estos se simplifica el proceso de reconocimiento ocasionando que la respuesta mejore con cada enfrentamiento del mismo patógeno, esta propiedad no es útil solo para un antígeno específico, sino que se aprovecha para aquellos que tengan cierta similitud. Otra característica primordial es el reconocimiento y diferenciación de agentes propios o internos y externos como patógenos que no pertenecen al organismo. El sistema desarrollado resulta tener un mecanismo de aprendizaje inmune adaptativo, robusto que no presenta ruido en los datos ni fallos en los componentes de memoria

#### 5.1.1.4 La teoría de selección clonal

El principio de selección clonal se desencadena al ser estimulado por la presencia de un patógeno en el organismo, al ser informado por los linfocitos se inicia el proceso de creación de anticuerpos donde cada individuo puede tener o no alguna afinidad con el antígeno, la cual se conocerá al momento de hacer unión del paratope con el epitope que resulta en tres opciones: la unión es perfecta por lo tanto el anticuerpo logra identificar al antígeno; la detección es parcial es decir que se conoce parte de la información, por ende existe afinidad la cual puede ser alta o baja; por último no existe compatibilidad ni similitud con una afinidad muy baja o nula. De no ser reconocido el antígeno se seleccionan aquellos que mayor similitud presentaron, para proceder con el proceso de clonación, mutación, generando una nueva población con mayor posibilidad de identificar al antígeno, este proceso se repite sucesivas veces hasta obtener al anticuerpo que logre identificar al antígeno (Fig.2-B) quien se encargará de neutralizarlo, dado que en el proceso de identificación y eliminación se proliferaron muchos anticuerpos al finalizar estos se deben eliminar (autorregulación) dejando una pequeña muestra del anticuerpo con mayor afinidad para hacer parte de las células memoria[27].

Cuando el sistema vuelva a ser infectado se consultará a la red de células memoria para indagar si se ha enfrentado anteriormente a este virus, de ser así se activará la proliferación de los anticuerpos afines que neutralizaran rápidamente al antígeno; al no ser identificado por las células memoria se elegirán aquellas que posean mayor afinidad y se iniciara el proceso de selección clonal.

El principio de selección clonal se caracteriza por partir de una población inicial la cual es manipulada mediante el mecanismo de clonación y mutación, al finalizar cada proceso se realiza la eliminación de linfocitos y se almacenan aquellos que

mejor reaccionaron para ser proliferados cuando nuevamente se detecte al patógeno. Las propiedades del principio de selección clonal son: posee un tamaño dinámico de población, la exploración del espacio de búsqueda se realiza de forma distribuida, se pueden obtener múltiples valores óptimos [28] [29].



Figura.3: Principio de selección clonal, Tomado de [29].

#### 5.1.1.5 Sistema Inmune Artificial

“Son sistemas adaptativos, inspirados por la teoría inmunológica, funciones, principios y modelos inmunológicos observados, los cuales son aplicados a la solución de problemas” [27].

Estos sistemas emulan el sistema inmune natural, se distingue por ser adaptativo, distribuido, paralelo y descentralizado, son implementados con la finalidad de resolver problemas complejos en diversas áreas como: robótica [32][33], reconocimiento de patrones [34][35], tolerancia a fallas[36][37], detección de fraudes [38][39], minería de datos[40][41], control adaptativo [42][43], optimización [44][45], aprendizaje de máquinas [46][47], seguridad [48][49], y procesamiento significativo de información dado a sus características de aprendizaje, memoria, robustez, diversidad y autorregulación son ampliamente aplicables en diversos ámbitos.

*Memoria:* Capacidad de reconocer antígenos que anteriormente ha infectado el organismo.

*Aprendizaje:* Directamente relacionada con la memoria, es la capacidad de reconocer antígenos que se presentan sucesivas veces y actuar cada vez más rápido y eficientemente ante estos ataques.

*Robusto y tolerante a fallos:* Capacidad de detectar y actuar ante fallas recuperándose de estas y supliendo la ausencia de algunos elementos.

*Diversidad:* Capacidad de generar poblaciones aleatorias ampliando la zona de búsqueda es decir gran cantidad de diferentes anticuerpos.

*Distribuido y descentralizado:* Se encuentra siempre presente en todo el organismo, no depende de la dirección o ejecución de otros sistemas, es autónomo.

#### 5.1.1.6 Algoritmo de selección clonal

Como se ha mencionado anteriormente este algoritmo es aplicado especialmente en reconocimiento de patrones y en el problema de optimización de funciones los cuales han sido ampliamente aplicados, empleando analógicamente al antígeno como el problema a resolver y los anticuerpos son posibles soluciones. El principio de selección clonal se caracteriza por ser poblacional, es decir que está manipulando un conjunto de soluciones potenciales siendo menos susceptible de quedar atrapado en un óptimo local, la ejecución de este algoritmo se caracteriza por un tiempo elevado de cómputo, amplio uso de la memoria de datos y por ende alto coste computacional, el cual puede ser minimizado si se limita el crecimiento poblacional reduciendo el número de evaluaciones en la función objetivo[28][29].

El algoritmo hace uso de los operadores genéticos:

*Generación:* creación de la población inicial de anticuerpo efectuada por los linfocitos B.

*Reconocimiento:* para determinar si el antígeno detectado ha sido reconocido en un ataque anterior, posee alguna similitud con los ya detectados o es un agente antígeno nuevo.

*Evaluación:* define un patrón de comparación el cual se emplea para categorizar el desempeño del anticuerpo.

*Selección:* se establecen los anticuerpos con mejor capacidad de detectar al antígeno.

*Clonación:* replicación de los anticuerpos elegidos aumentando el tamaño de la población.

*Mutación:* perturbación o modificación aleatoria del material genético con el objeto de explorar diversas zonas del espacio de búsqueda y así diversificar la población de individuos.

*Memoria:* reserva de información de los anticuerpos con mejor desempeño.

*Eliminación:* reemplazo o exclusión de los antígenos de menor capacidad.

Revelando propiedades de maduración, aprendizaje y adaptación con el constante proceso de evaluación, selección y mutación de los anticuerpos al elegir aquellos con mejor desempeño quienes harán parte de la memoria la cual reconocerá al antígeno en próximas infecciones. Partiendo de lo anterior se establece que el sistema inmune realiza un proceso evolutivo dado que cumple con los principios de diversidad, variación genética y selección natural.

Por ello la aplicación en el reconocimiento de patrones: consiste en obtener información de objetos para establecer una relación o característica relevante con la cual se tomarán decisión; y en el problema de optimización numérica es una técnica heurística que busca una solución que represente el valor óptimo para una función objetivo y unos parámetros definidos, al pasar por un proceso de mutación, selección de las mejores respuestas el cual realiza búsquedas locales eligiendo los mejores de estas e introduciéndolos en un amplio espacio de búsqueda [27].

Existe una leve diferencia en la aplicación de estos algoritmos donde, en el problema de optimización la población de antígenos hace referencia a una función objetivo a ser optimizada buscando un valor máximo o mínimo que represente al óptimo; la memoria está constituida por múltiples anticuerpos, se tiene la libertad de elegir el número de elementos a clonar y el conjunto al que pertenecen ya sea toda, los mejores o una población específica figura.4(A); en el reconocimiento de patrones la población de antígenos son característica relevante a detectar, la memoria la conforma un único elemento que reconoce la característica específica, se clonan los  $n$  mejores y el número de clones es proporcional a su afinidad donde los elementos con mayor afinidad se proliferan más que aquellos con menor afinidad figura.4(B).

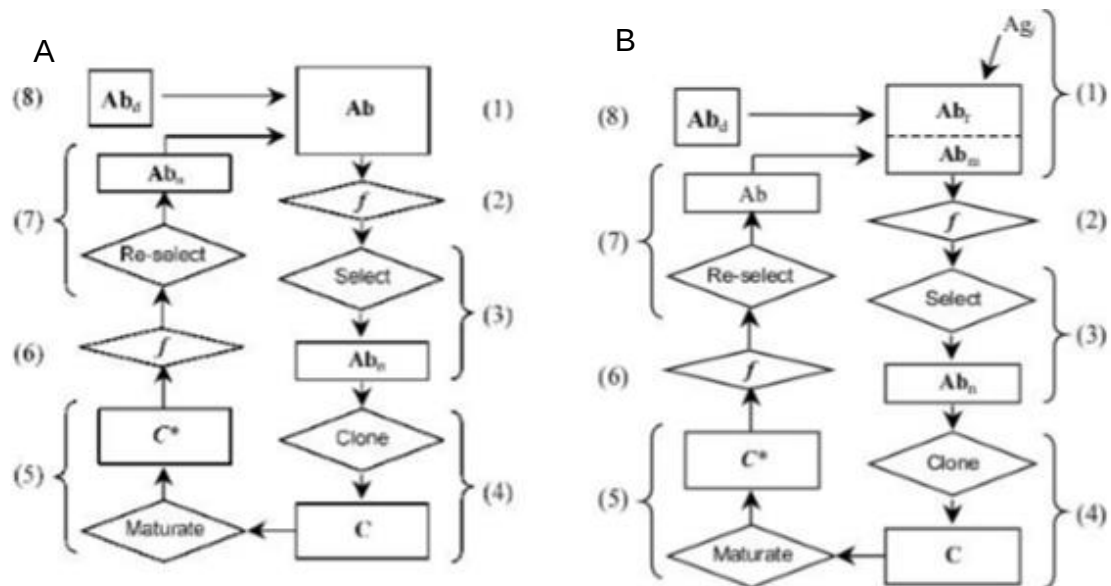


Figura.4: Algoritmo de selección clonal aplicado al reconocimiento de patrones (A), y al problema de optimización de la función objetivo(B), tomado de [28].

El algoritmo de selección clonal para el problema de optimización

1. Definición de la población inicial de anticuerpos,  $Ab$ , con tamaño  $N$ .
2. Evaluación de la función de desempeño ( $f$ ) con toda la población de anticuerpos.
3. Selección de los  $n$  anticuerpos con mayor afinidad ( $Ab_n$ ).
4. Clonación de los anticuerpos con mayor afinidad, la cual puede ser homogénea o proporcional ( $C$ ).
5. Mutación inversamente proporcional a su afinidad ( $C^*$ ), aquellos con mayor afinidad mutan menos que aquellos con afinidad baja, el objetivo es diversificar la población para llegar a varias soluciones desde diversas poblaciones.

6. Evaluar la función de desempeño de la nueva población ( $f^*$ ).
7. Selección de los anticuerpos que presentan un valor óptimo para hacer parte de la población de memoria de existir un nuevo candidato con mayor valor óptimo este entra a hacer parte de la memoria.
8. El restante de anticuerpos será reemplazado por nuevos candidatos.

Su objetivo es optimizar la función a evaluar para establecer un valor que minimice o maximice dependiendo del problema y la solución que se desea alcanzar, partiendo de una población de individuos candidatos a formar parte de la solución dependiendo de su capacidad de resolver el problema planteado, la cual se determina mediante la evaluación de una función denominada de coste u objetivo quien determina la capacidad que tiene la población para cumplir con los requerimientos establecidos por el diseñador, dependiendo de los valores establecidos se realiza un proceso de selección de la población con mejor aptitud la cual será clonada y mutada para obtener una población diversa con mayor probabilidad de resolver el problema, este proceso se repite sucesivas veces hasta establecer una población que cumpla con los requisitos establecidos o un número de generación preestablecidas.

## 6. DISEÑO METODOLÓGICO

El algoritmo implementado está basado en el trabajo desarrollado por Castro y Von Zuben [50], quienes propusieron que el algoritmo CLONALG aplicado a reconocimiento de patrones es adecuado para resolver problemas de optimización, al adaptarlo para este propósito sin verse afectada la estructura del algoritmo, como conclusión obtiene que el algoritmo propuesto genera mayor número de soluciones optimas y por esta razón se reduce el coste computación comparado con estrategias empíricas de Niching.

Para verificar el funcionamiento del algoritmo se trabajó con la función de transferencia de varias plantas, pero se enfocó principalmente en el control de posición del motor que posee la unidad servo rotacional Quanser en donde se implementó el algoritmo con la función de transferencia de la planta y también directamente en tiempo real. El software empleado para tal fin, fue el programa Matlab y el entorno de desarrollo Simulink, para el desarrollo de la simulación.

El procedimiento para el desarrollo proyecto consiste en varias etapas: diseño del algoritmo de sintonización automático, la obtención del modelo lineal de la planta, simulación y reajuste de los parámetros de diseño, comparativa con la técnica de sintonización de Ziegler-Nichols, y finalmente los análisis pertinentes.

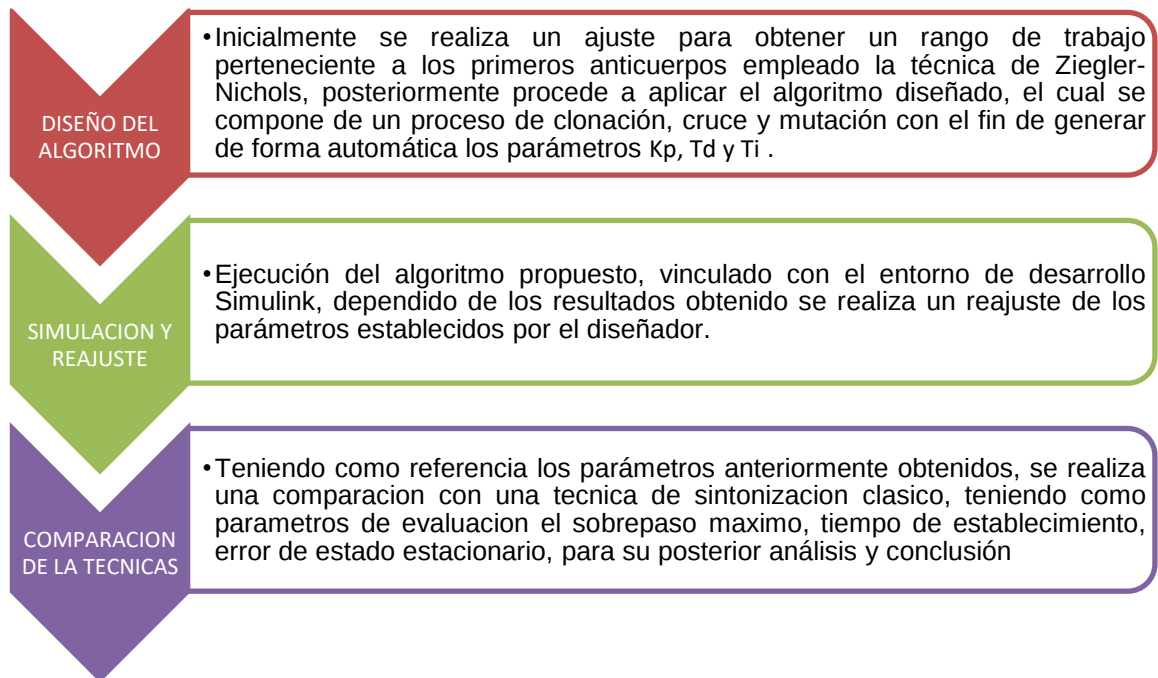


Figura.5: Descripción de la metodología a implementar en el desarrollo del proyecto.

El algoritmo diseñado posee la característica de aplicarse a cualquier planta lineal controlada mediante PID, altamente usado en procesos industriales, como es el caso del motor DC. Para la aplicabilidad del algoritmo es necesario conocer la respuesta de la planta a trabajar y la función a optimizar que tiene en cuenta los criterios a corregir. Los anticuerpos iniciales pasaran por un proceso de clonación, cruce y mutación donde se evaluará la aptitud, quien define si cumplen con los criterios establecido o es necesario continuar con el proceso de selección hasta obtener la mejor respuesta.

Esta metodología se suele usar en el diseño de algoritmos evolutivos como es el caso de la sintonización PID mediante sistemas inmunes artificiales aplicado a un automóvil buggy al cual se le regula la posición y velocidad de motor [10], como también en el control de velocidad en motores de procesos industriales [12], [14] o en la orientación de un helicóptero a escala [11], también es aplicable al control PID bio-inspirado de un sistema AMATROL T5552 en el control del flujo[16].

### **6.1 POBLACIÓN Y MUESTRA**

La población parte de una muestra  $k_p T_i T_d$ , cuyos valores pueden ser obtenidos mediante la técnica de sintonización de Ziegler y Nichols o ser valores aleatorios como:  $k_p = 1 T_i = 1 T_d = 1$ . Posteriormente la población incrementa a 10 Muestras, que son creadas a partir de la original, la cuales son resultado de un proceso de clonación y mutación. Desde este punto en adelante la población será de 30 individuos, que se caracterizan por evolucionar hasta que logran resolver el problema definido, en ese momento se reduce la población a los más aptos.

## 7. RESULTADOS

Partiendo del algoritmo de Castro y Von Zuben, se diseña el algoritmo de sintonización PID automático para sistemas subamortiguados, estos algoritmos aplican el principio de selección clonal del sistema inmune artificial.

El control PID es altamente aplicado por los beneficios que ofrece, pero como se mencionó en la sección 1 el problema radica en la sintonización de los valores del controlador, es por esto que se empleara el algoritmo CLONALG para realizar el proceso de sintonización, el esquema general se observa en la figura.6.

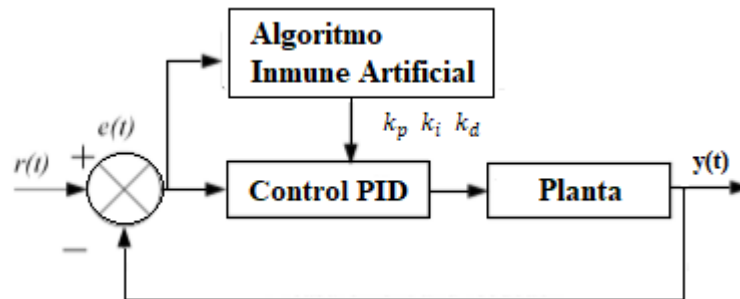


Figura.6: Diagrama de bloques del sistema a implementar

### 7.1 CONTROL PID BASADO EN EL ALGORITMO INMUNE ARTIFICIAL

El algoritmo CLONALG implementado está enfocado al problema de optimización de la función objetivo, el cual fue descrito en la sección 5.1.1.21 y se desarrollada paso a paso al problema planteado.

- ❖ Definición de la población inicial de anticuerpos: la población a manejar son los parámetros del controlado  $k_p$   $T_i$   $T_d$ , cuyo valor inicial son los adquiridos por el método de sintonización de Ziegler Nichols, aunque también puede partir de unos valores aleatorios como  $k_p = 1$   $T_i = 1$   $T_d = 1$ .
- ❖ Evaluación de la función de aptitud: se evalúa la respuesta del sistema con los parámetros anteriormente definidos, teniendo en cuenta que el algoritmo está diseñado para sistemas subamortiguados, se extrae la información de las figuras de mérito establecidas (sobrepaso máximo  $M_p$ , tiempo de establecimiento  $t_s$ , error de estado estacionario  $e_{ss}$ ), que serán las variables a optimizar por medio de la función de aptitud.

El valor de aptitud de cada anticuerpo está definido por la función:

$$f(x) = \sqrt{K_1 e_{M_p}^2 + K_2 e_{t_s}^2 + K_3 e_{(e_{ss})}^2}$$

Donde  $e_{M_p}, e_{t_s}, e_{(e_{ss})}$  representan la precisión del antígeno para cumplir con los criterios de diseño

$$e_{M_p} = \frac{M_{p\_D} - M_p}{M_{p\_D}}$$

$$e_{t_s} = \frac{t_{s\_D} - t_s}{t_{s\_D}}$$

$$e_{(e_{ss})} = \frac{e_{ss\_D} - e_{ss}}{e_{ss\_D}}$$

Los errores se componen del valor extraído anteriormente ( $M_p, t_s, e_{ss}$ ), y el parámetro al cual se desea llegar, establecido por el diseñador ( $M_{p\_D}, t_{s\_D}, e_{ss\_D}$ ). La función de aptitud u objetivo, tiene la responsabilidad de determinar la capacidad de cada anticuerpo para resolver el problema propuesto. Las contantes que acompañan a los errores son las encargadas de unificar o potenciar el valor, con el objetivo de uniformizar o darles mayor o menor importancia a las figuras de mérito en la definición de la aptitud, estas contantes se determina heurísticamente.

Si la aptitud del antígeno cumple con el umbral establecido por el diseñador, se da fin a la simulación y se eligen los parámetros que dan solución, de lo contrario el antígeno pasa a ser parte del conjunto de memoria y se da inicio al algoritmo de selección clonal.

- ❖ Algoritmo de selección clonal: partiendo del antígeno anterior, se procede a crear una nueva población al clonarlo y posteriormente mutarlo en un rango del 100%, la población resultante se compone del antígeno memoria y nueve antígenos aleatorios generados del proceso de clonación y mutación.

A cada antígeno de la población se le evalúa y almacena la aptitud en un vector. Tras ese proceso se **seleccionan** los 3 mejores anticuerpos, cuyas afinidades son las más altas para conformar el conjunto de memoria.

Estos antígenos sufren un proceso de **clonación y mutación** en un rango del 25%, generando cada uno, una población aleatoria de nueve individuos más el conjunto de memoria para un total de 30 antígenos.

El proceso de aquí en adelante se repite con la misma mecánica, es decir se evalúa el desempeño de la nueva población, se seleccionan los 3 que mejores resultados dieron, quienes son los más afines a resolver el problema planteado para formar parte del vector de memoria. Se evalúan para saber si cumplen los criterios establecidos por el diseñador, o ha transcurrido cierto número de iteraciones para dar fin a la simulación y analizar los datos obtenidos, de no darse lo anterior se continua con el proceso de clonación y mutación en un

rango del 25%, generando una población de 30 antígenos conformados por el conjunto de memoria y 27 del proceso de clonación y mutación.

## 7.2 IMPLEMENTACION DEL ALGORITMO EN UN MOTOR DC

La unidad servo rotativa Quanser consta de un motor de corriente continua, un codificador óptico de alta resolución (encoder) y un potenciómetro empleado para medir la posición del eje de salida. La estación de trabajo Quanser consta del dispositivo de adquisición de datos, el amplificador de potencia y la planta experimental.

### 7.2.1 Identificación de la planta

Para la realización de la simulación es necesario conocer el modelo de la planta, para la extracción de características, el proceso se realizó directamente en la planta mediante la conexión de la estación de trabajo como lo indica en [51] y se observa en la figura.7.

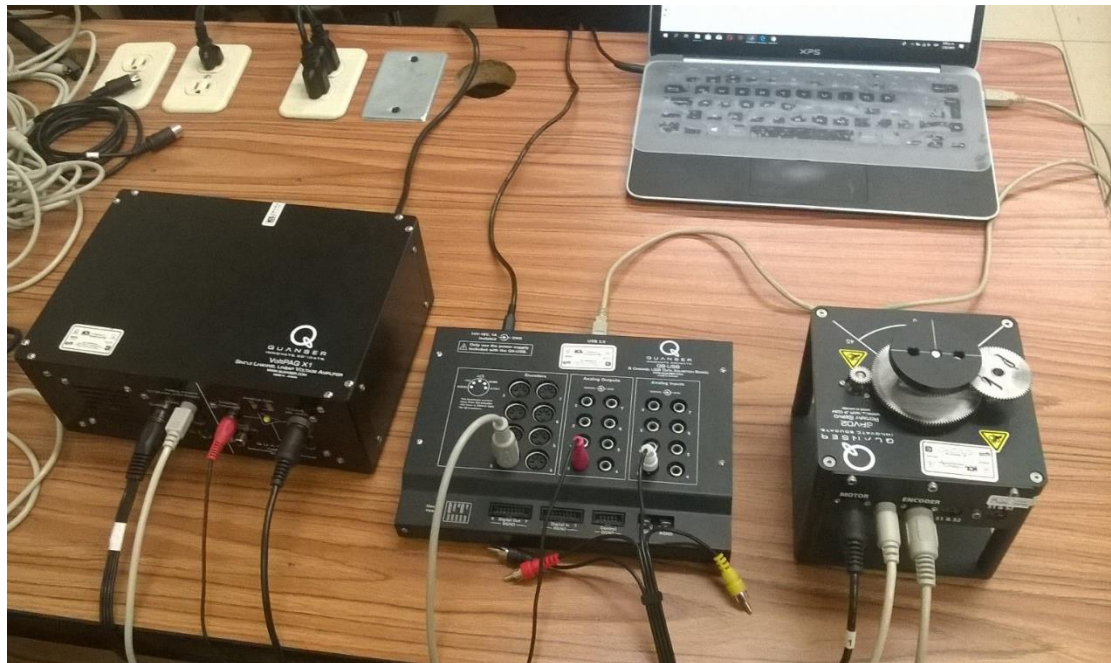


Figura.7: Conexión de la planta Quanser.

La identificación consistía en añadirle una ganancia y variarla lentamente desde un valor pequeño y adquirir la respuesta del encoder ante una señal escalón, se tomó la respuesta con tres constantes diferentes y se eligió aquella que mejor describiera la respuesta del sistema, este proceso se realizó mediante la simulación en el entorno Matlab Simulink empleando los módulos que se vinculan con la planta como se observa en la figura.8.

Select your data acquisition device here.

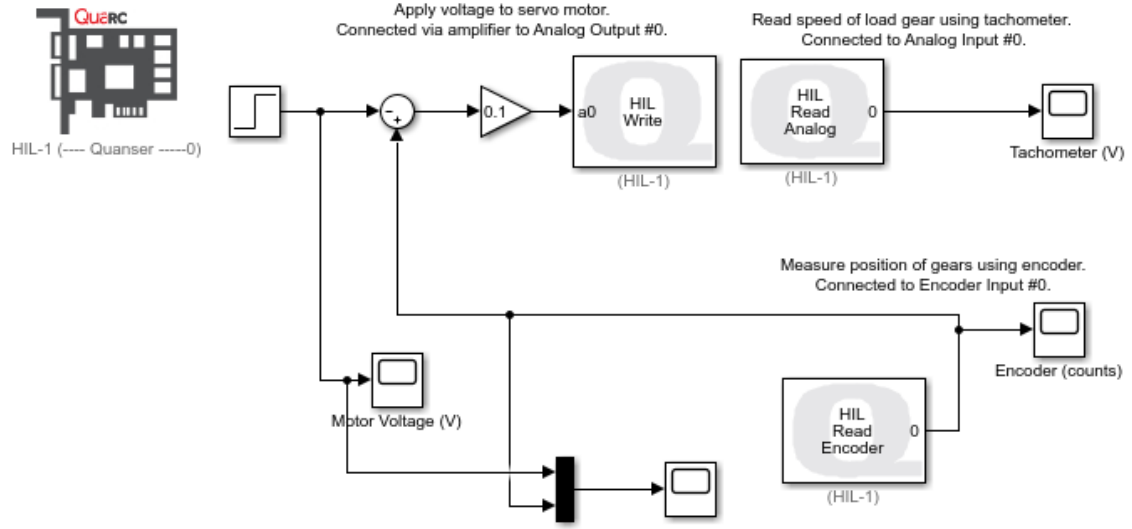


Figura.8: Simulación para la identificación de la planta.

La señal elegida fue la obtenida con  $K=0.1$ , como se observa en la figura.9 la respuesta pertenece a un sistema sub-amortiguado de segundo orden cuya función de transferencia general en lazo cerrado es:

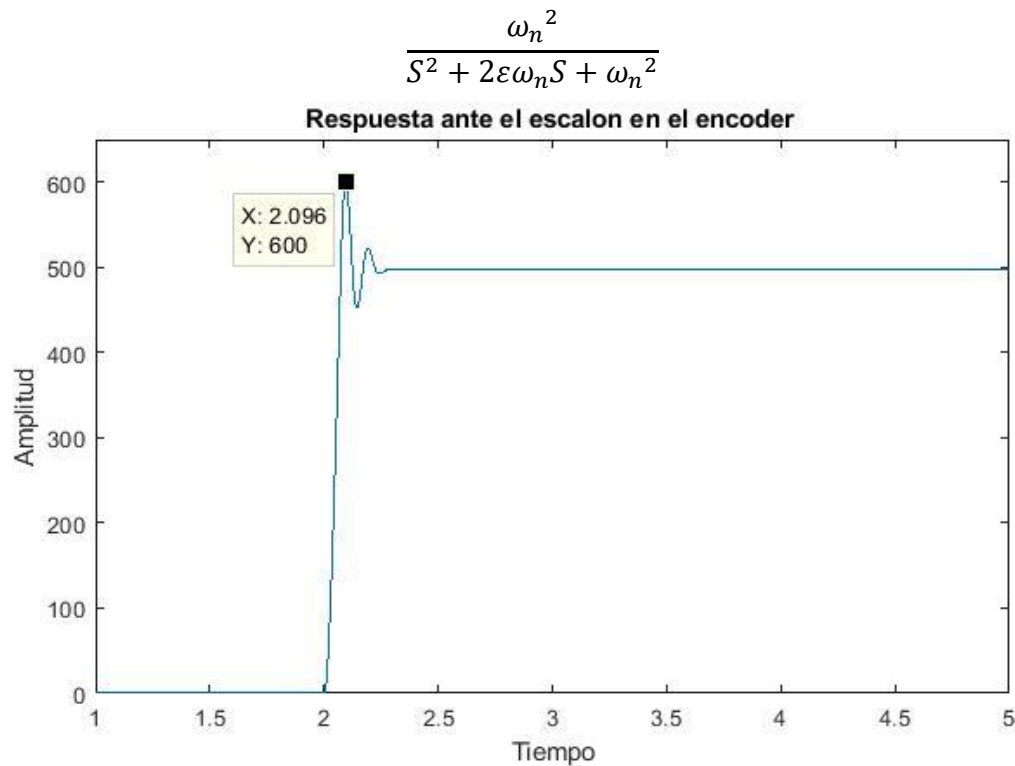


Figura.9: Respuesta del sistema en lazo cerrado con  $k=0.1$

Partiendo de la información extraída de la planta con ganancia  $K=0.1$ , y las ecuaciones características del sistema de segundo orden:

$$V_{max} = 600 \quad Step = 500 \quad t_p = 0.096$$

$$M_p = \frac{V_{max} - Step}{Step}$$

$$\varepsilon = \frac{|\ln M_p|}{\sqrt{\pi^2 + (\ln M_p)^2}}$$

$$\omega_n = \frac{\pi}{t_p \sqrt{1 - \varepsilon^2}}$$

$$\text{Se obtiene } \varepsilon = 0.4559 \quad \omega_n = 37.5517$$

Cuya función de transferencia es:

$$\frac{1410}{S^2 + 34.24S + 1410}$$

De la información técnica de la Quanser [52], se sabe que la estructura de la función de transferencia en la planta se representa como la descrita en el diagrama de bloques de la siguiente figura.

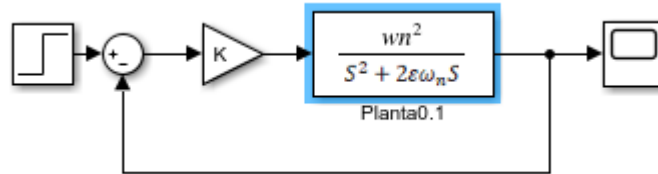


Figura.10: Diagrama de bloques de la planta empleada.

Dado que se conoce la función de transferencia en lazo cerrado, la cual está constituida por la función de transferencia de lazo abierto multiplicada por una constante. Se establece una relación para determinar la ecuación que describa el comportamiento de la planta como se desarrolla a continuación.

$$\frac{k\omega_{nc}^2}{S^2 + 2\varepsilon\omega_{nc}S + k\omega_{nc}^2} = \frac{\omega_n^2}{S^2 + 2\varepsilon\omega_n S}$$

$$\omega_n^2 = k\omega_{nc}^2$$

$$\omega_n = \sqrt{k}\omega_{nc}$$

$$2\varepsilon\omega_n = 2\varepsilon_c\omega_{nc}$$

$$\varepsilon = \frac{\varepsilon_c}{\sqrt{k}}$$

La función de transferencia con las constantes halladas queda:

$$\frac{14101}{s^2 + 34.24s}$$

Al implementar esta función como se observa en figura.11 y adquirir la respuesta, esta se compara con la obtenida directamente de la planta (Figura.12). Se puede observar la similitud de las señales y establecer que esta es una buena aproximación.

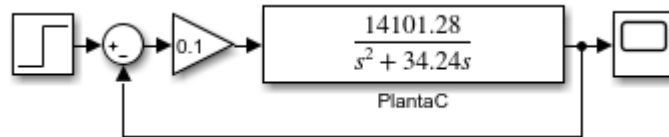


Figura.11: Diagrama de bloques representativo del montaje realizado en la planta.

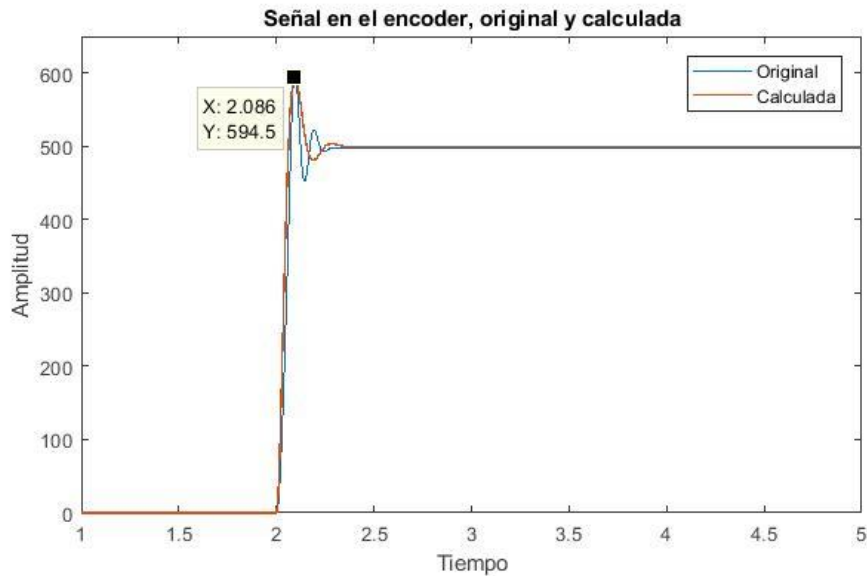


Figura.12: Respuesta en el encoder de la señal original y la calculada.

### 7.2.2 Sintonización Ziegler Nichols

Cuando se realizó el proceso de identificación de la planta, se diseñó un controlador PID por el método de Ziegler Nichols en lazo cerrado, en la prueba se obtuvo que el sistema presentaba oscilaciones sostenidas cuando  $K_u = 0.244$   $T_u = 0.062$ , estableciendo como parámetros  $k_p = 0.1464$   $T_i = 0.031$   $T_d = 0.00744$ , al implementar el controlador se obtuvo  $M_p = 66$   $t_s = 0.68$   $e_{ss} = 0.018$  como se observa en la siguiente figura.

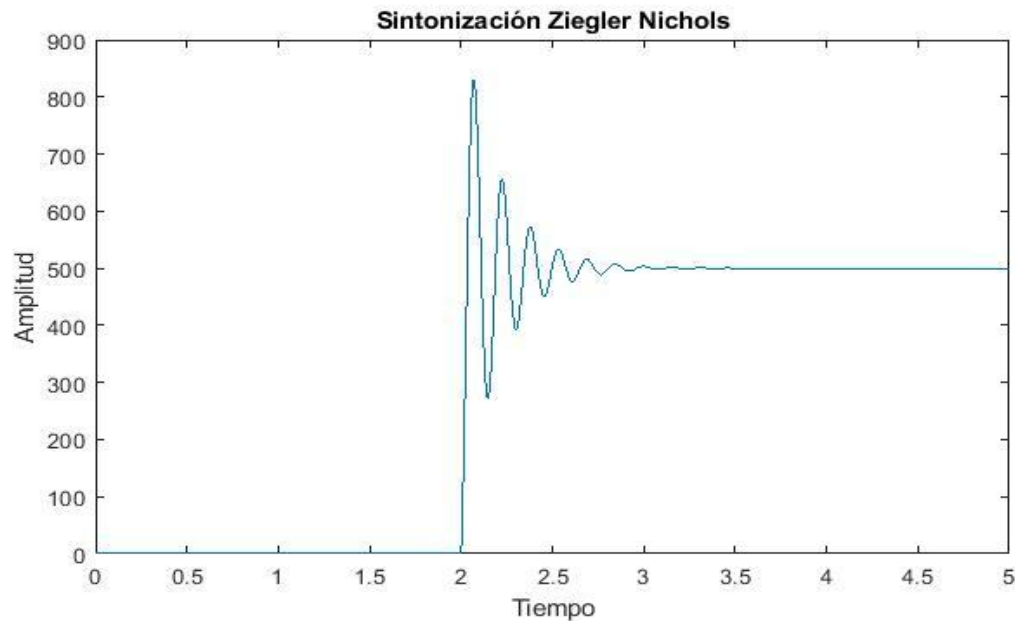


Figura.13: Respuesta del sistema con un controlador PID, sintonizado por Ziegler Nichols.

### 7.2.3 Sintonización Clonalg offline

Para la implementación del algoritmo propuesto, se realiza una simulación en el entorno Simulink, cuyo objetivo es extraer información del comportamiento de la planta ante los parámetros del controlador.

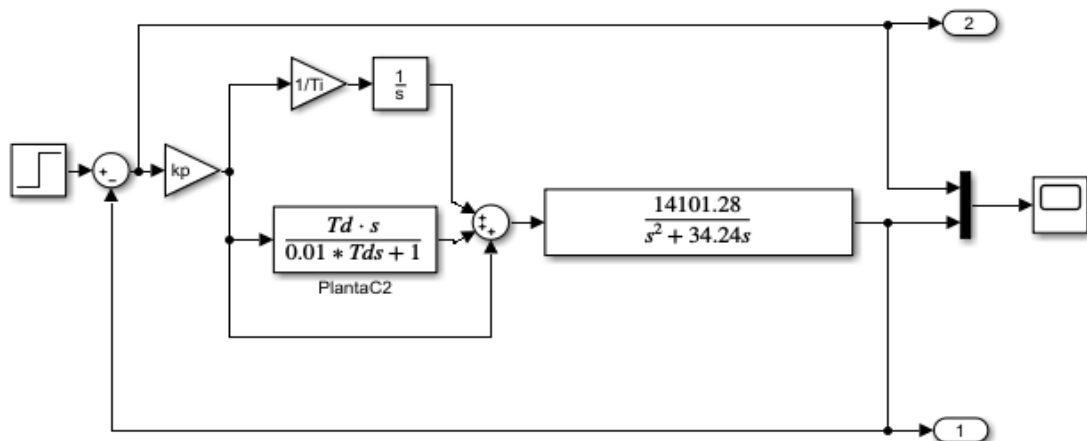


Figura.14: Simulación para la ejecución del algoritmo.

Se ejecuta el algoritmo propuesto, cuyas condiciones de diseño son:  
 $M_p_D=5$ ,  $t_s_D=0.3$ ,  $e_{ss}_D=0.01$ . El proceso de clonación se realiza de forma aleatoria en un rango del 25% y la nueva población se compone en su totalidad de los antígenos clonados y mutados.

Como resultado se obtuvo:

Tras 15 generaciones el algoritmo ya da resultados útiles en la sintonización automática del controlador. De una población de 30 individuos, los mejores resultados se observan en la Tabla.2, la población tiene una aptitud muy diversa como se observa en la Tabla.1

|        |        |        |        |        |        |        |        |        |        |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 3.599  | 16.901 | 0.781  | 13.623 | 13.221 | 0      | 23.410 | 19.269 | 17.725 | 15.840 |
| 32.369 | 11.575 | 15.118 | 19.178 | 20.602 | 19.194 | 0      | 29.222 | 0      | 40.293 |
| 39.932 | 0      | 0      | 12.980 | 13.184 | 0      | 0      | 11.154 | 9.437  | 8.322  |

Tabla.1: Capacidad de los antígenos de dar solución al problema propuesto.

| $k_p$  | $T_i$  | $T_d$  | $M_p$  | $T_s$  | $e_{ss}$ |
|--------|--------|--------|--------|--------|----------|
| 0.4447 | 0.0434 | 0.0493 | 4.4744 | 2.1517 | 0.0048   |
| 0.3967 | 0.0370 | 0.0614 | 4.5564 | 2.1616 | 0.0052   |
| 0.4487 | 0.0324 | 0.0583 | 4.5672 | 2.1449 | 0.0082   |
| 0.4826 | 0.0352 | 0.0519 | 4.4969 | 2.1400 | 0.0056   |
| 0.3813 | 0.0447 | 0.0584 | 4.4354 | 2.1725 | 0.0053   |

Tabla.2: Mejores parámetros encontrados por el algoritmo de sintonización.

Como se puede observar en la Tabla.2, tanto los parámetros como las respuestas presenta ciertas variaciones, pero todas estas representan al conjunto de solución del problema planeado. Para la visualización de la respuesta se elige a uno de estos antígenos cuyo resultado se observa en la figura.15.

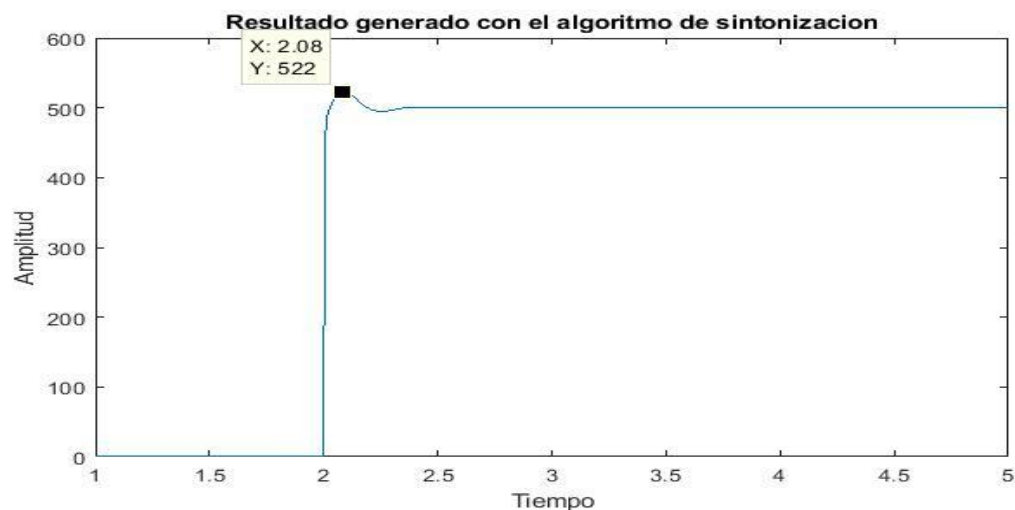


Figura.15: Resultado del sistema ante la sintonización automática, tras 15 generaciones y 6 iteraciones, con  $k_p = 0.4447$   $T_i = 0.0434$   $T_d = 0.0493$ .

Aunque el resultado de los parámetros es bueno, la población conjunta diverge de generación en generación como se observa en las siguientes figuras. Donde llega a un límite, dejando de evolucionar y empieza a divergir. Se observa el error en dos simulaciones, el cual disminuye significativamente al inicio y posteriormente la población diverge de su objetivo.

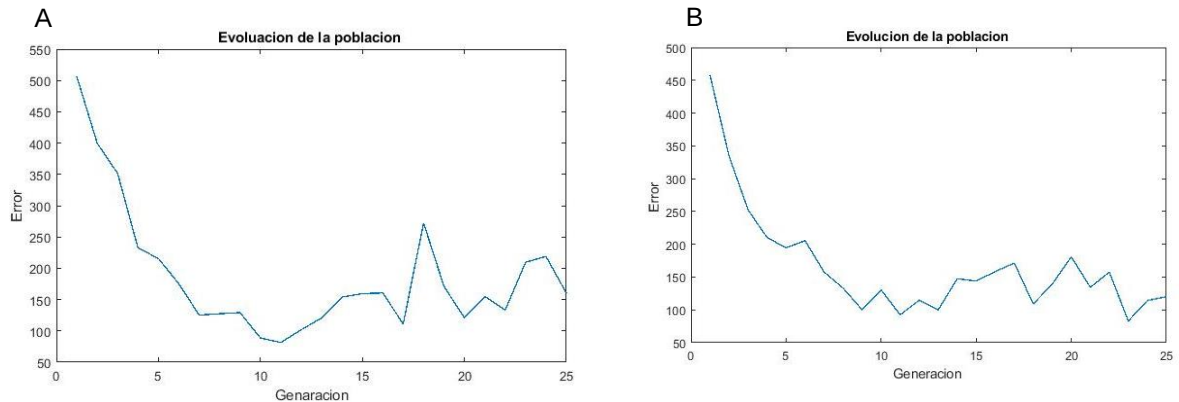


Figura.16: Evolución de la población tras sucesivas generaciones. A) Simulación 1, B) Simulación 2.

Analizando el proceso de ejecución del algoritmo se plantea la hipótesis de que el factor de mutación puede estar afectando significativamente, teniendo en cuenta que inicialmente el objetivo es diversificar la población, pero tras sucesivas generaciones la población en general debe mejorar y converger a un conjunto de soluciones. Por ello se plantea un factor de mutación variable que depende directamente de la aptitud del antígeno, al aplicar esta variación se obtuvo que los antígenos llegaban a una solución similar que los encontrados con esta variación, la diferencia radicaba en el comportamiento global de la población, donde llega un punto en el que toda la población resuelve el problema planteado y en algunos casos supera los requerimientos establecidos por el diseñador.

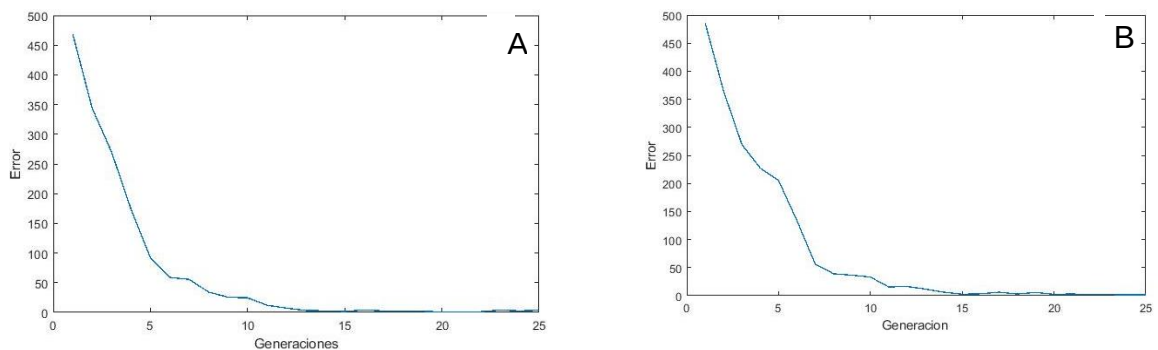


Figura.17: Evolución poblacional con factor de mutación variable. Representación de dos simulaciones diferentes

Un detalle importante que se observó en las simulaciones realizadas fue que aproximadamente desde la generación 15 se obtienen buenos resultados y se puede dar fin a la simulación.

Los resultados que ofrece este algoritmo para la aplicación dada, son muy buenos. y si se tiene en cuenta la problemática planteada se observa una evidente solución cuyo coste no es representativo comparado con los beneficios que se adquieren con una buena sintonización de parámetros, como ejemplo se realiza la comparativa (Figura.18) con los parámetros encontrados por el método de Ziegler-Nichols (Figura.13) y la respuesta por el algoritmo propuesto (Figura.15)

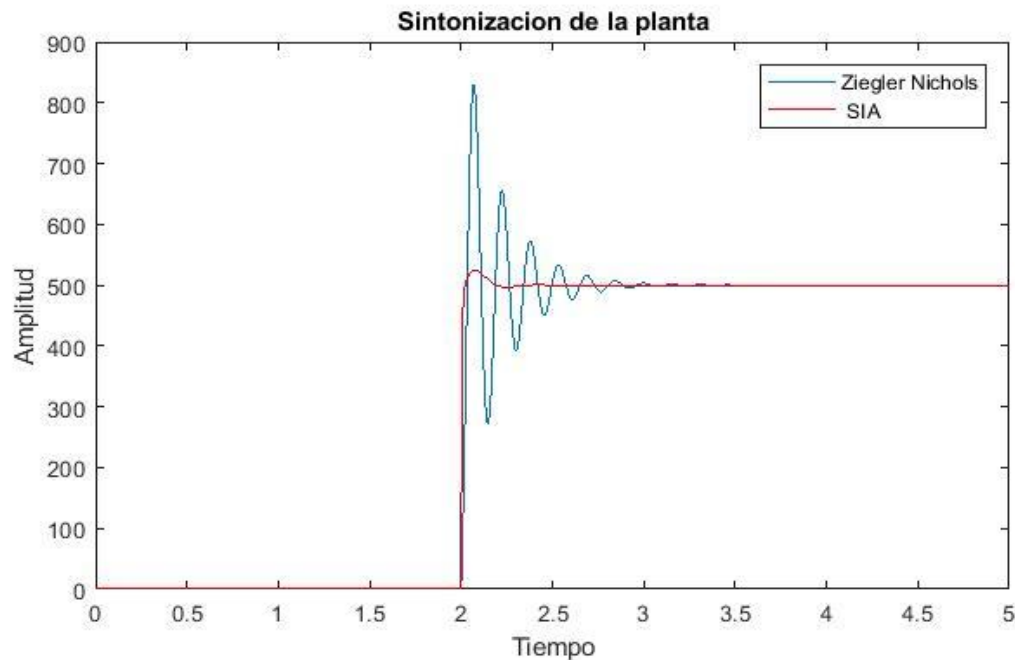


Figura.18: Respuesta de la sintonización por dos métodos diferentes.

Dado que se obtuvieron parámetros buenos y el error se redujo significativamente, se evalúa la respuesta del controlador obtenido al aplicarle una perturbación de tipo pulso simulando una alteración momentánea (Figura.19) y una de tipo escalón simulando una alteración constante (Figura.20) para observar que el controlador responde ante estas y se estabiliza correctamente en un tiempo considerado.

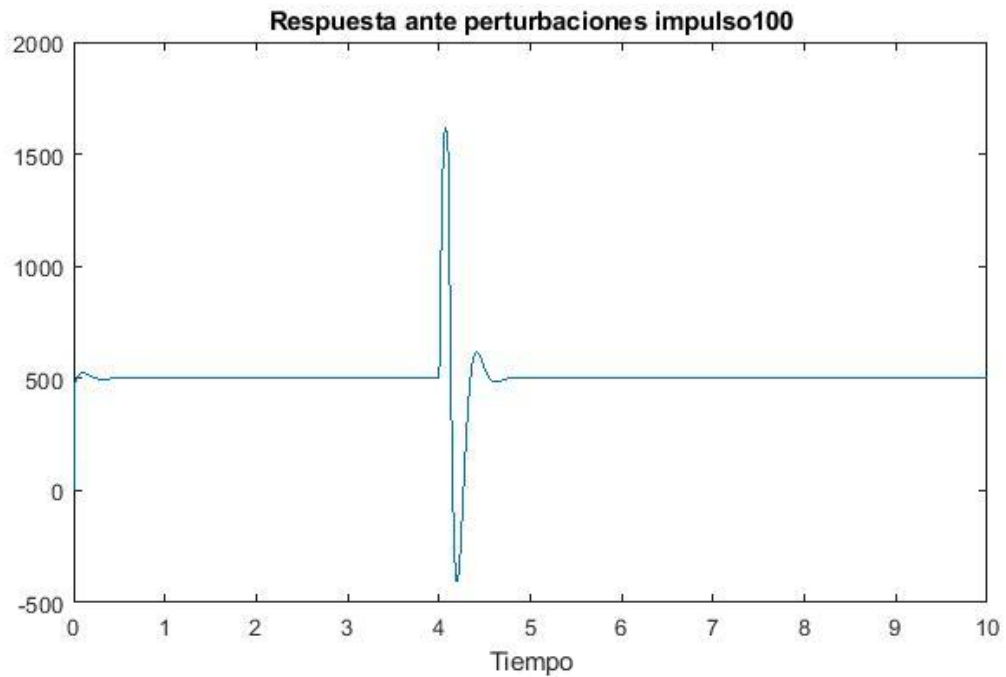


Figura.19: Respuesta del controlador obtenido ante una perturbación pulso

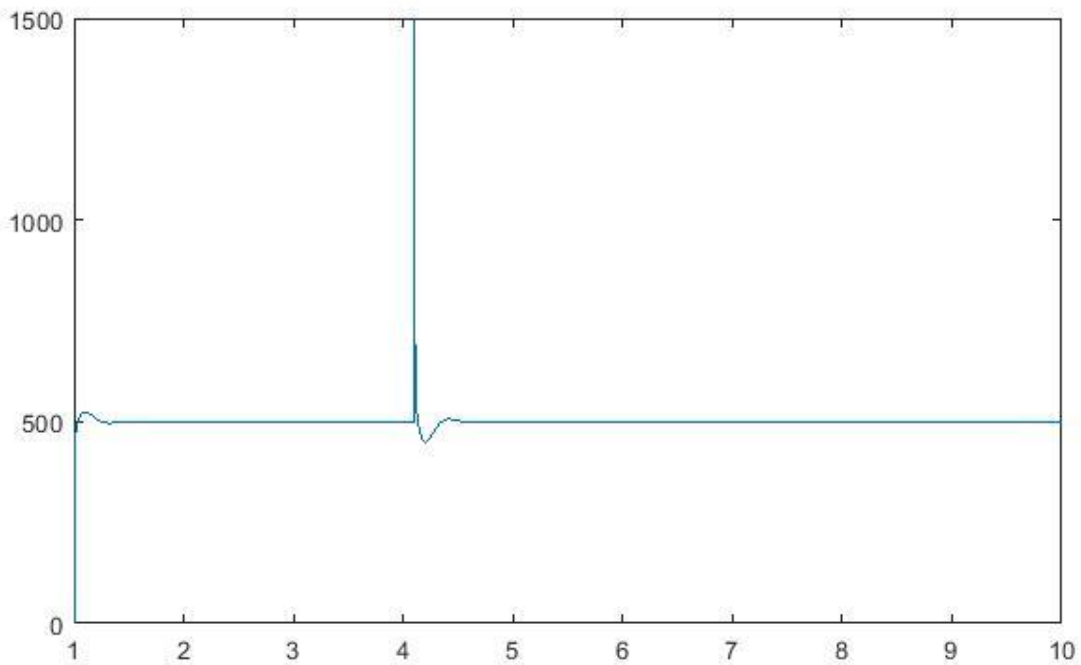


Figura.20: Respuesta del controlador obtenido ante una perturbación escalón.

Como se observa en las figuras 19 y 20 el sistema se estabiliza ante la presencia de perturbaciones constantes y de un determinado tiempo. Estas desviaciones son controladas rápidamente debido a la presencia y excelente ajuste del controlador.

integral quien se encarga de corregirlas y de reducir la diferencia entre la señal y el setpoint establecido.

El controlado derivativo también actúa al presentarse una desviación en el error absoluto, corrigiéndola a la misma velocidad a la que se produce.

#### 7.2.4 Sintonización Clonalg tiempo real

El algoritmo implementado para la simulación en tiempo real es el que constituye una variación en la mutación, y la finalización del algoritmo depende de la convergencia de la población. Para la implementación del algoritmo se empleó la simulación (Figura.21) ejecutada en el entorno de programación Matlab\_Simulink.

La adquisición de la información en tiempo real es más compleja, pero la integración con Quanser brinda herramientas que ayudan y facilitan esta importante tarea. Esta fue la única modificación necesaria para la ejecución del algoritmo diseñado.

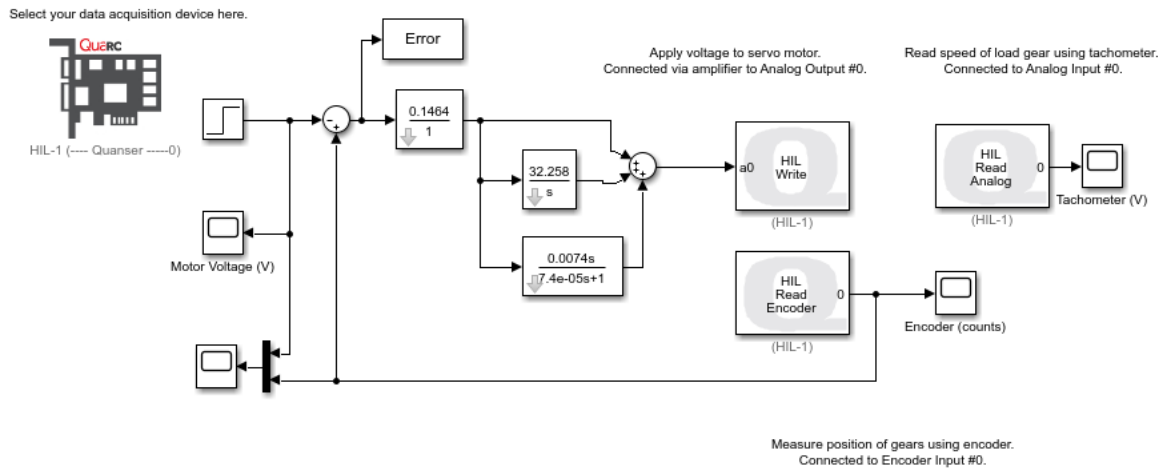


Figura.21: Simulación para la ejecución del algoritmo en tiempo real.

La población inicial parte con los parámetros obtenidos con el método de Ziegler Nichols cuya respuesta es:  $M_p = 128.4$   $t_s = 2.8832$   $e_{ss} = 0.0333$ .

En la ejecución del algoritmo, se obtienen diversas respuestas las cuales van desde la inestabilidad, sistemas que tardan en estabilizarse y presentan oscilaciones como el caso de la respuesta obtenida por Ziegler Nichols (Figura.22) y finalmente sistemas rápidos con sobrepaso y pequeñas oscilaciones al estabilizarse.

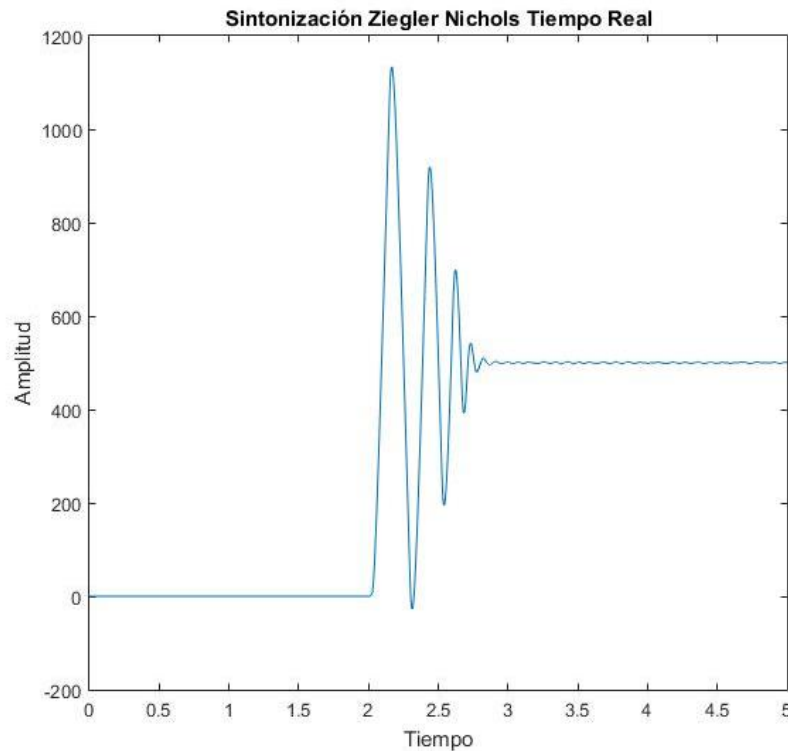


Figura.22: Sintonización de la planta por el método de Ziegler Nichols

En la siguiente figura se observan los resultados que se obtuvieron en la generación 10 con las condiciones establecidas por el diseñador, en las cuales aún el sistema posee sobrepaso significativo y oscilaciones del sistema al estabilizarse, en las siguientes generaciones la respuesta no evoluciona significativamente dado que quedó atrapado en un valor óptimo local, por ello tras 4 generaciones el algoritmo aumenta el factor de mutación para mejorar la variabilidad del grupo poblacional al realizar esta modificación las respuestas divergen en zonas en las que nuevamente se va centrando en la mejor respuesta después de 7 generaciones la población conjunta va mejorando reduciendo los valores de sobrepaso y error de estado estacionario obtenidos.

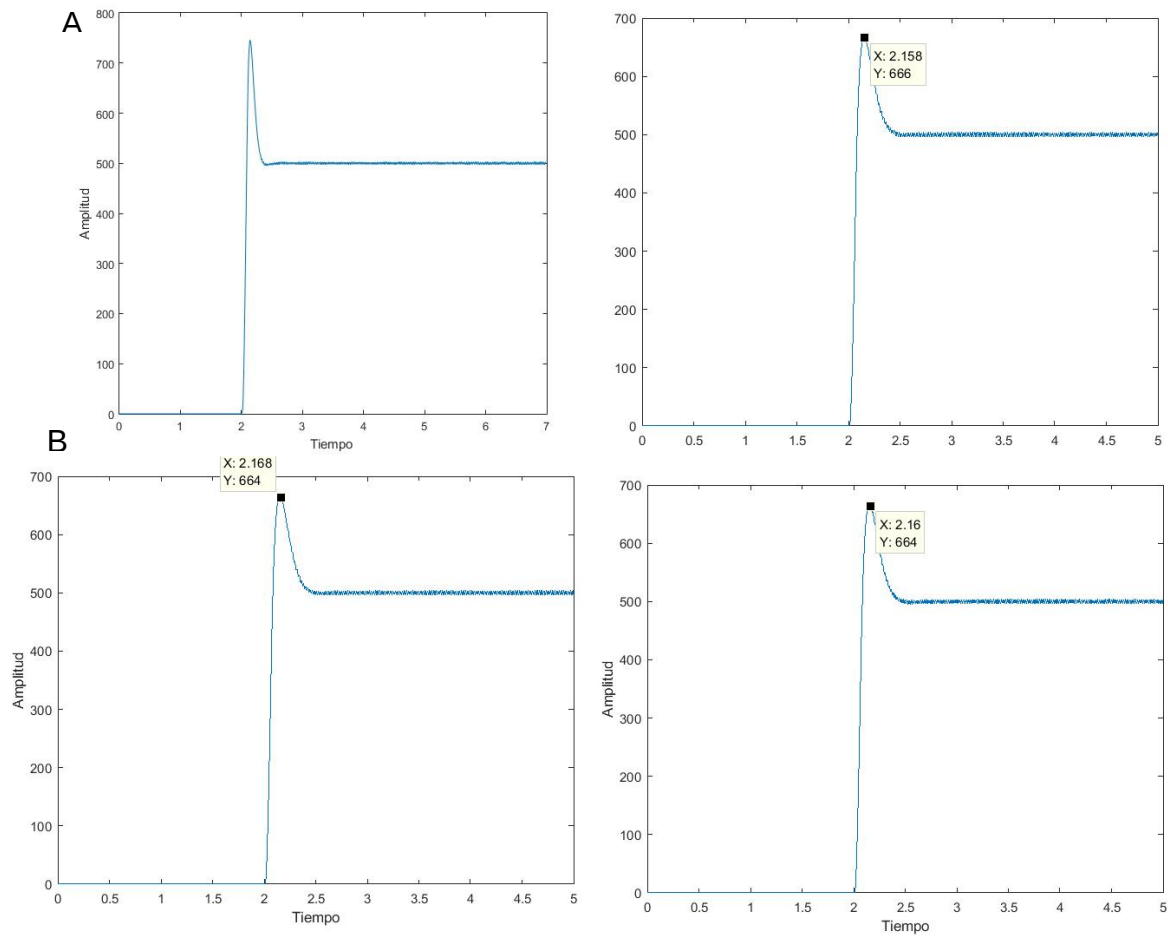


Figura.23: Sintonización del algoritmo tras 5 generaciones

Cuando el sistema se va acercando a los parámetros establecidos por el diseñar el factor de mutación va disminuyendo, aumentando el número de generaciones necesarias para obtener el resultado deseado. El algoritmo finalizo después de 22 generaciones presentando excelentes resultados y reduciendo significativamente los valores obtenidos por el método de Ziegler Nichols.

El resultado final de las figuras de mérito fue  $M_p = 5.2587$   $T_s = 0.1862$   $e_{ss} = 0.0083$ .

La diversidad poblacional es un factor que se observa en la afinidad a continuación, se observa la de esta generación, de la cual se puede decir que todos los individuos representan una buena respuesta en el sistema.

|       |       |       |       |       |       |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 3,356 | 3,231 | 0,182 | 5,660 | 3,864 | 2,995 | 4,951 | 4,420 | 3,113 | 0,126 |
| 3,339 | 2,307 | 0,085 | 0,066 | 0,297 | 4,252 | 1,340 | 0,312 | 0,804 | 0,198 |
| 0,154 | 2,597 | 1,567 | 0,296 | 1,998 | 0,558 | 6,638 | 2,793 | 5,516 | 0,171 |

Tabla.3: Afinidad poblacional de los anticuerpos con el problema a solucionar.

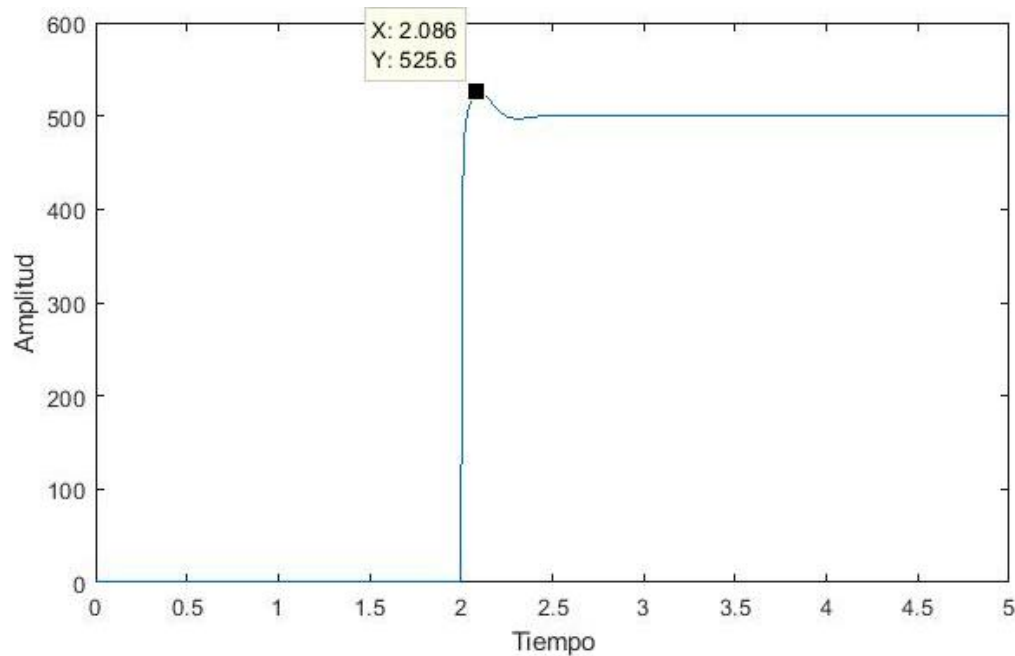


Figura.24: Resultado del algoritmo automático de sintonización

| $k_p$  | $T_i$  | $T_d$  | $M_p$  | $T_s$  | $e_{ss}$ |
|--------|--------|--------|--------|--------|----------|
| 0,0953 | 0,2778 | 0,0615 | 5.0271 | 2.1661 | 0.0083   |
| 0,0509 | 0,2410 | 0,0538 | 5.7584 | 2.1786 | 0.0090   |
| 0,1510 | 0,0861 | 0,0242 | 5.9072 | 2.1049 | 0.0075   |
| 0,1808 | 0,1637 | 0,0283 | 4.4956 | 2.1370 | 0.0086   |
| 0,0594 | 0,2965 | 0,0154 | 5.6354 | 2.1289 | 0.0070   |

Tabla.4: Desempeño antígenos.

La evolución del algoritmo es satisfactoria, teniendo en cuenta que la población se estancó en un óptimo local que no cumplía con las condiciones de diseño, es por ello que se presentó un aumento en la mutación diversificando nuevamente la población. Este cambio se puede observar en la gráfica del error que presenta una variación positiva en esta zona debido a este cambio se llega a la solución deseada.

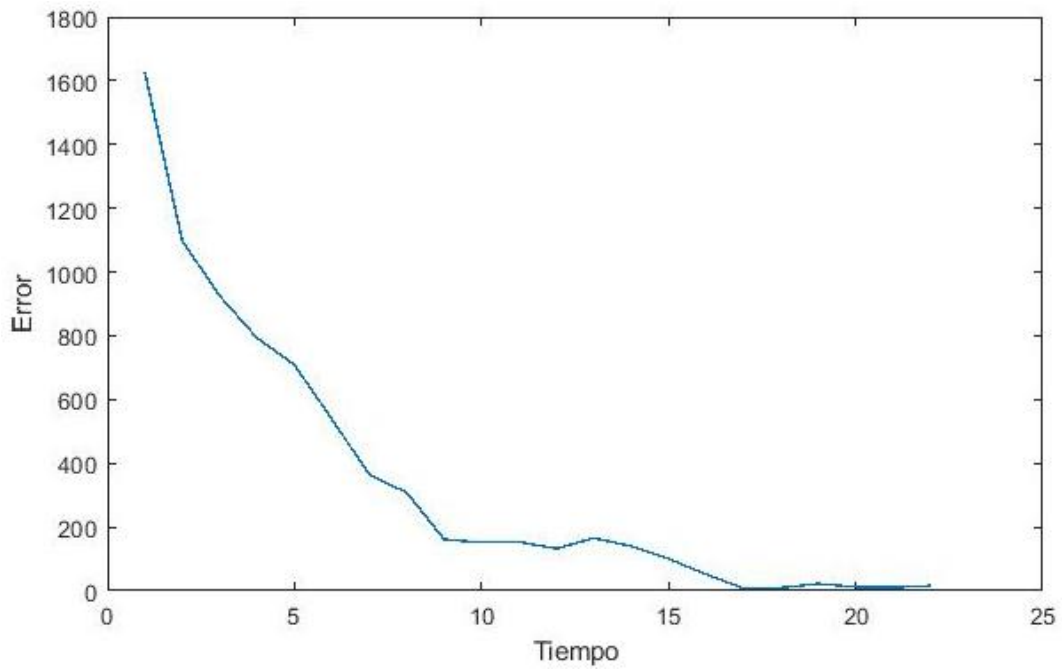


Figura.25: Error en tiempo real

La primera población que pasa por el proceso de mutación posee una afinidad baja y un error alto en la solución del problema, al transcurrir la simulación el proceso se va invirtiendo obteniendo individuos cada vez más aptos para solucionar el problema y mejorando la capacidad de la población total como se observa en la figura.23.

En los anexos se puede observar la evaluación gradual de las últimas generaciones y observar como poco a poco va mejorando la respuesta del sistema.

## 8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

El algoritmo CLONALG se caracteriza por su versatilidad dado que puede ser aplicado en múltiples sistemas con diversas características, las cuales deben ser establecidas dependiendo del problema a resolver, al definir criterios de evaluación por parte del diseñador. Estos criterios se establecen según: el sistema a trabajar o el problema a resolver que está directamente relacionado a la función de objetivo que se busca maximizar o minimizar, el tamaño poblacional tanto el inicial como el resultante después del proceso de clonación y mutación, elección del número de antígenos que formaran el grupo memoria, factor de clonación y mutación.

El algoritmo propuesto está dirigido a sistemas subamortiguados y la función de aptitud depende del sobrepaso máximo, el tiempo de establecimiento, error de estado estacionario, información que era extraída directamente de la planta con los diferentes valores de los parámetros, permaneciendo aquellos con mayor aptitud a resolver el problema planteado, siendo estos aquellos con mayor posibilidad de clonarse y mutarse. El proceso de mutación se realiza acorde a la aptitud de cada individuo, la cual es inversamente proporcional a esta y se calcula con un factor de decaimiento.

La convergencia del algoritmo está directamente relacionada con cada paso del principio de selección clonal, dependiendo de los valores obtenidos en la definición de la aptitud se eligen los 3 mejores, los cuales se clonaban para formar una población de 30 individuos que a su vez eran mutados dependiendo de la aptitud de sus antecesores. Al observar la evolución del algoritmo se determina la importancia del tamaño poblacional de memoria, dado que si es muy restringido el sistema tendrá que estar aumentado la variabilidad en la mutación para mejora la aptitud y no quedar encerrado en un óptimo local que no cumpla con las condiciones establecidas, pero si el tamaño poblacional es muy grande se generara un coste computacional alto.

Uno de los principales factores después de la definición de la afinidad y la selección es la definición del número de clones y la variación en la mutación, inicialmente el factor de mutación es grande lo que ocasiona la definición de sistemas inestables, estables, pero con oscilaciones, sistemas rápidos, pero con altos sobrepaso. Por ello generación tras generación el factor de mutación va disminuyendo para que en la divergencia de la población se centre en áreas locales, cuando el sistema no logra obtener resultados satisfactorios en el entorno incrementa el factor de mutación para conocer como es la respuesta en la vecindad cercana.

Los resultados obtenidos en las simulaciones del modelo de la planta y en físico en tiempo real divergen, respecto al número de generaciones necesarias para convergen y de los resultados finales obtenidos, dado que la implementación en tiempo real estaba sujeta a vibraciones por parte de la conexión de los engranajes.

Un detalle importante que se observó en las pruebas con la simulación, en el proceso de mutación se puede obtener una excelente respuesta, aunque la población en general no posea alta afinidad.

Como trabajos futuros se plantea la definición del factor de mutación como un elemento optimo que establezca el rango adecuado para realizar la variación, que se anticipe cuando se estanca en una zona local variando el factor de mutación para llegar en menos generaciones y no pierda tiempo buscando en sectores poco representativos para la solución.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J.A. Morales, M. A. Castro, D. García, C. Higuera, J. Sandoval. *IDA-PBC Controller Tuning Using Steepest Descent*. Tijuana, México. Springer. 2017.
- [2] L.P Alomia Viver, C.A Bastidas Aldaz. “*Caracterización y evaluación del comportamiento de controladores inteligentes difusos y controladores PID para aplicación industriales*”, tesis master, Facultad de ingeniería mecánica, Escuela Politécnica Nacional, Quito, Ecuador, 2013.
- [3] M.A Paz Ramos, S. Garibo Esquivel. “¿Conoce usted a su controlador PID?” *InTech México Automatización*. Vol. 8, pp. 20-25. agosto 2009.
- [4] M.A Paz Ramos, S. Garibo Esquivel. “Un controlador bien sintonizado es dinero en su bolsillo”. *InTech México Automatización*. Vol. 9, pp. 30-34. abril 2010.
- [5] M.A Paz Ramos, S. Garibo Esquivel. “Sintonice su controlador PID para obtener la respuesta deseada”. *InTech México Automatización*. Vol.8, pp. 22-28. octubre 2009
- [6] M.C Rodríguez. G. O Chuk. “Transferencia tecnológica de un sistema de control automático basado en PC para un molino de martillos industrial”, Facultad de ingeniería, Universidad Nacional de San Juan. San juan, Argentina.
- [7] TECHMATION CO., LTD. En linea03 septiembre de 2018 disponible en: (<https://www.prm-taiwan.com/com/techmation.html>)
- [8] D.B Ender. “Process Control Performance: Not as Good as you Think”. *Control Engineering* September 1993.
- [9] A. CÁRDENAS CARDONA. “Inteligencia artificial, métodos bio-inspirados: un enfoque funcional para las ciencias de la computación”. Trabajo de grado. Universidad tecnológica de Pereira. Facultad de ingenierías eléctrica, electrónica, física y ciencias de la computación. Pereira. 2012.
- [10] Qinghua Meng, Tingting Liu. “Study on Immune PID Control Method of an In-wheel Motor Used in an Electric Car”, en 36th conferencia de control China, Dalian, 2017, pp. pp. 9554-9559.
- [11] Siti Fauziah Toha, Amir Fuhairah Abdul Rahim, Hasmah Mansor and Rini Akmeliawati. “PID tuned Artificial Immune System Hover Control for Lab-Scaled Helicopter System”, en 10<sup>th</sup> conferencia de control en Asia (ASCC), Kota Kinabalu, 2015, pp. 1-4.

- [12] J.F GARCÍA MEJÍA, J.A GARCÍA MEJÍA, C. CARRANCO LÓPEZ. "Ajuste de Controladores PID por Medio de un Algoritmo de Selección Clonal", en 10<sup>th</sup> Congreso Nacional de Mecatrónica, Puerto Vallarta, Jalisco, 2011.
- [13] GARCÍA MEJÍA. Juan Fernando, GARCÍA MEJÍA. José Antonio, GUTIERREZ Citlali. Sintonización de controladores PID: Una comparación entre dos algoritmos evolutivos.
- [14] A. GARCÍA PÉREZ, R. TORAL HERRERA. A.A JIMÉNEZ GARIBAY, C.G EURESTY URIBE. "Algoritmo genético para optimizar las ganancias de un controlador pi en un motor de cd". *Pistas educativas*. Vol.39, N°125, octubre 2017.
- [15] Her-Terng Yau, Po-Hsien Yu and Yuan-Hung Su. "Design and Implementation of Optimal Fuzzy PID Controller for DC Servo Motor", *natural sciences publishing*. Vol.8, N°1L, pp 231-237,2014.
- [16] D.A JIMENEZ MARTIN, O.A CHIVATA CASTAÑEDA. "Diseño de un algoritmo evolutivo bio-inspirado el cual permita sintonizar un controlador PID con el fin de controlar la variable de proceso "flujo" en un sistema de control de proceso AMATROL t5552 ubicado en el laboratorio de electrónica de facultad tecnológica universidad distrital Francisco José de caldas". Bogotá D.C. Trabajo de grado, Facultad Tecnológica Ingeniería en Control. 2017.
- [17] Muna Hadi Saleh, Saad Zaid Saad. "Artificial Immune System based PID Tuning for DC Servo Speed Control", en *International Journal of Computer Applications*. Vol.155 N°2 diciembre 2016.
- [18] K. Sundereswaran, V. Devi y Nitin Anand Shrivastava. "Design and Development of a Feedback Controller for Boost Converter Using Artificial Immune System", en *Electric Power Components and Systems*. Vol. 39, N°10, pp 1007-1018, junio 2011.
- [19] Bouchebbat Rochdi, Gherbi Sofiane. "Robust artificial immune PID design method", en *ICATS15*, Annaba, Algeria, noviembre 2015.
- [20] Sharad Kumar Tiwari, Gagandeep Kaur. "Analysis of Fuzzy PID and Immune PID Controller for Three Tank Liquid Level Control", en *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*. Vol. 1, N°4, septiembre 2011.
- [21] Mingan Wang, Shuo Feng, Chunhui He, Zhonghua Li, and Yu Xue4. "An Artificial Immune System Algorithm with Social Learning and Its Application in Industrial PID Controller Design", en *Mathematical Problems in Engineering*, 2017.

- [22] Hsu-Chih Huang, Sendren Sheng-Dong Xu, and Chang Han Wu. "A hybrid swarm intelligence of artificial immune system tuned with Taguchi–genetic algorithm and its field-programmable gate array realization to optimal inverse kinematics for an articulated industrial robotic manipulator" en *Advances in Mechanical Engineering*, 2016.
- [23] SHAPIRO. Stuart C. *Encyclopedia of artificial intelligence*. (segunda edición). New york: john wiley & sons.
- [24] PINO DíEZ Raúl, GÓMEZ GÓMEZ Alberto, MARTÍNEZ Nicolás de Abajo. *Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva. Algoritmos de inteligencia artificial*. España, universidad de Oviedo, 2001.
- [25] HERRERA LOZADA Juan Carlos. *Sistema Inmune Artificial con Población Reducida para Optimización Numérica*. México, D.F. 2011. Trabajo de grado para obtener el grado de doctorado en ciencias de la computación. Instituto politécnico nacional. Centro de investigación en computación.
- [26] David B. Fogel. *Evolutionary Computation. Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. The Institute of Electrical and Electronic Engineers, New York, 1995.
- [27] N. Cruz Cortes, "Sistema inmune artificial para solucionar problemas de optimización", Tesis doctoral, ingeniería eléctrica sección de computación, centro de investigación y de estudios avanzados del instituto politécnico nacional, México D.F, 2004.
- [28] L. Carrasco Payo, "Implementación del algoritmo de Scan-Matching basado en CLONALG", Trabajo de grado, ingeniería electrónica industrial y automática, Universidad Carlos III de Madrid.
- [29] J.C Herrera Lozada, "Sistema Inmune Artificial con Población Reducida para Optimización Numérica", Tesis doctoral, centro de investigación en computación, Instituto politécnico nacional, Mexico D.F, 2011.
- [30] E. Velasco Benito. (2015, enero 2). "Las defensas del cuerpo: el sistema inmune". [online]. Disponible en: <https://biomedvinetas.wordpress.com/2015/01/02/las-defensas-del-cuerpo-el-sistema-inmune/>
- [31] P. Surat. (2018, octubre 29). "Cuál es la diferencia entre un fagocito, un macrófago, un neutrófilo y un eosinófilo" [online]. Disponible en:

[https://www.news-medical.net/life-sciences/What-is-the-difference-Between-a-Phagocyte-Macrophage-Neutrophil-and-Eosinophil-\(Spanish\).aspx](https://www.news-medical.net/life-sciences/What-is-the-difference-Between-a-Phagocyte-Macrophage-Neutrophil-and-Eosinophil-(Spanish).aspx).

- [32] Sang-Joon Sun, Dong-Wook Lee and Kwee-Bo Sim, "Artificial immune-based swarm behaviors of distributed autonomous robotic systems," *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*, Seoul, South Korea, 2001, pp. 3993-3998 vol.4.
- [33] H. Meshref and H. VanLandingham, "Artificial immune systems: application to autonomous agents," *Smc 2000 conference proceedings. 2000 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 'Cybernetics evolving to systems, humans, organizations, and their complex interactions'* (cat. no.0, Nashville, TN, 2000, pp. 61-66 vol.1.
- [34] T. Huntsberger, "Clonal selection based Artificial Immune System for generalized pattern recognition," *2011 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Anchorage, AK, 2011, pp. 3090-3095.
- [35] M. Komar, V. Golovko, A. Sachenko and S. Bezobrazov, "Development of neural network immune detectors for computer attacks recognition and classification," *2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*, Berlin, 2013, pp. 665-668.
- [36] Guodong Wang, Chong Wang, Bo Zhou and Zhengjun Zhai, "Immunevionics: Avionics fault tolerance inspired by the biology system," *2009 Asia-Pacific Conference on Computational Intelligence and Industrial Applications (PACIIA)*, Wuhan, 2009, pp. 123-126.
- [37] Zaiying Wang and Yuanbin Hou, "Adaptive fault-tolerant control based on artificial immune principle," *2008 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Chongqing, 2008, pp. 4377-4381.
- [38] E. Hormozi, M. K. Akbari, M. S. Javan and H. Hormozi, "Performance evaluation of a fraud detection system based artificial immune system on the cloud," *2013 8th International Conference on Computer Science & Education*, Colombo, 2013, pp. 819-823.
- [39] Jianyong Tuo, Shouju Ren, Wenhuan Liu, Xiu Li, Bing Li and Lin Lei, "Artificial immune system for fraud detection," *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No.04CH37583)*, The Hague, 2004, pp. 1407-1411 vol.2.
- [40] H. Wei, "A Dynamic Data Mining Method Using Evolutionary and Immune Characteristics," *2011 Fourth International Conference on Intelligent*

Computation Technology and Automation, Shenzhen, Guangdong, 2011, pp. 313-317.

- [41] S. Dixon and X. Yu, "Bioinformatics data mining using artificial immune systems and neural networks," The 2010 IEEE International Conference on Information and Automation, Harbin, 2010, pp. 440-445.
- [42] X. Jin, J. Zhao, H. F. Wang and Z. Du, "Coordinated Control of Multiple Damping Controllers Using Artificial Immune Network Theory," 2006 International Conference on Power System Technology, Chongqing, 2006, pp. 1-5.
- [43] Zhao Yunfeng, Fu Dongmei, Yin Yixin and Wang Jia, "A design method of immune controller based on Varela artificial immune network model," 2008 Chinese Control and Decision Conference, Yantai, Shandong, 2008, pp. 3726-3731.
- [44] M. Sahraoui, M. Salem and M. F. Khelfi, "An artificial immune optimization approach in tuning nonlinear PID controllers," 2014 Second World Conference on Complex Systems (WCCS), Agadir, 2014, pp. 425-430.
- [45] S. J. Nanda, G. Panda, B. Majhi and P. Tha, "Development of a New Optimization Algorithm Based on Artificial Immune System and Its Application," 2008 International Conference on Information Technology, Bhubaneswar, 2008, pp. 45-48.
- [46] I. Aydin, M. Karakose and E. Akin, "Artificial Immune Based Support Vector Machine Algorithm for Fault Diagnosis of Induction Motors," 2007 International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics, Bodrum, 2007, pp. 217-221.
- [47] B. Schmidt, D. Kountanis and A. Al-Fuqaha, "Artificial Immune System Inspired Algorithm for Flow-Based Internet Traffic Classification," 2014 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing Technology and Science, Singapore, 2014, pp. 664-667.
- [48] Qinghua Meng, "An immune-neuroendocrine-inspired inspired artificial homeostatic security-coordination model for E-Government system," 2011 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Management Science and Electronic Commerce (AIMSEC), Dengleng, 2011, pp. 6960-6963.
- [49] Yu Qiao and Jiayi Xu, "A network security situation awareness model based on cooperative artificial immune system," 2011 International Conference on Computer Science and Service System (CSSS), Nanjing, 2011, pp. 1945-1947.

- [50] L. N. de Castro and F. J. Von Zuben, "Learning and optimization using the clonal selection principle," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, no. 3, pp. 239-251, June 2002.
- [51] Quanser Inc. Quick Start Guide: Rotary Servo Base Unit. V.11 5.3.2013
- [52] J. Apkarian, M. Levis, H. Gurocak, "SRV02 Base Unit Experiment For Matlab/Simulink Users" Quanser Inc. 2011.

## ANEXOS

Evolución en la sintonización de los parámetros del controlador con el algoritmo automático propuesto.

