

SEP

TECNM

INSTITUTO TECNOLOGICO DE TIJUANA

**DIVISION DE ESTUDIOS DE POSGRADO E
INVESTIGACION**



**ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN PARA CONTROLADORES PID EN
VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS.**

TRABAJO DE TESIS

Presentado por

CESAR GARCIA JUAREZ

Para obtener el Grado de

**MAESTRO EN CIENCIAS EN CIENCIAS DE LA
COMPUTACION**

Director de Tesis

DR. FEVRIER VALDEZ ACOSTA

Co-Director de Tesis

DR. OSCAR CASTILLO LOPEZ

TIJUANA, B.C. 26 DE JUNIO 2025



Educación
Secretaría de Educación Pública



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO



Instituto Tecnológico de Tijuana

Tijuana, B.C., 26 de Mayo de 2025
Asunto: Se autoriza impresión de Trabajo de Tesis

C. DRA. MARÍA MAGDALENA SERRANO ORTEGA
JEFA DEL DEPTO. DE SERVICIOS ESCOLARES
PRESENTE.

En lo referente al trabajo de tesis escrito, con título "**ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN PARA CONTROLADORES PID EN VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS**", presentado por el **C. GARCIA JUAREZ CESAR**, alumno de la Maestría en Ciencias de la Computación con número de control **M22210003**, informamos a usted que después de una minuciosa revisión, de acuerdo con lo establecido en el reglamento vigente para este caso, nuestro dictamen es: Se aprueba en todas sus partes, en virtud de reunir los requisitos de un trabajo de grado de Maestría y a la vez se autoriza al interesado para que proceda de inmediato a la impresión del mismo.

ATENTAMENTE

DR. FEVRIER ADOLFO VALDEZ ACOSTA
PRESIDENTE

DR. OSCAR CASTILLO LOPEZ
SECRETARIO

DR. PROMETEO CORTES ANTONIO
VOCAL

c.c.p. Oficina de Titulación
c.c.p. División de Estudios de Posgrado e Investigación
c.c.p. Expediente
c.c.p. Interesado

EPMO/*inf



2025
Año de
La Mujer
Indígena





Educación
Secretaría de Educación Pública



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO



Instituto Tecnológico de Tijuana

Tijuana, B.C., 26 de Mayo de 2025
Asunto: Se autoriza impresión de Trabajo de Tesis

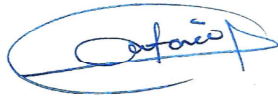
C. DRA. GABRIELA ELIZABETH MARTINEZ MENDIVIL
JEFE DE DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INV.
PRESENTE.

En lo referente al trabajo de tesis escrito, con título " **ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN PARA CONTROLADORES PID EN VEHÍCULOS AÉREOS NO TRIPULADOS**", presentado por el **C. GARCIA JUAREZ CESAR**, alumno de la Maestría en Ciencias de la Computación con número de control **M22210003**, informamos a usted que se autoriza el escrito de tesis y se aprueba en todas sus partes, en virtud de reunir los requisitos de un trabajo de grado de maestría y a la vez se autoriza al interesado para que proceda de inmediato a la impresión del mismo y a presentar su examen de grado, ya que cumple con todos los requisitos.

ATENTAMENTE


DR. FEVRIER ADOLFO VALDEZ ACOSTA
PRESIDENTE


DR. OSCAR CASTILLO LOPEZ
SECRETARIO


DR. PROMETEO CORTES ANTONIO
VOCAL

c.c.p. Oficina de Titulación
c.c.p. División de Estudios de Posgrado e Investigación
c.c.p. Expediente
c.c.p. Interesado

EPMO/*inf



DECLARACIÓN DE ORIGINALIDAD

Tijuana, BC., 21 de mayo de 2025,

Yo, **CESAR GARCIA JUAREZ**, estudiante de la Maestría en Ciencias de la Computación, en mi calidad de autor manifiesto que este documento de tesis es producto de mi trabajo original y que no infringe los derechos de terceros, tales como derechos de publicación, derechos de autor, patente y similaridad. Por lo tanto, la obra realizada es de mi exclusiva autoría y no infringiré en copiar el texto o imágenes, de fuentes de información por lo cual soy responsable del escrito que aquí se presenta.

Así mismo, declaro que en las citas textuales que he incluido (las cuales aparecen entre comillas) y en los resúmenes que he realizado de publicaciones ajenas, indico explícitamente los datos de los autores y las publicaciones.

En caso de presentarse cualquier reclamación o acción por parte de terceros en cuanto a los derechos de autor sobre la obra en cuestión, acepto toda la responsabilidad de tal infracción y relevo de esta a mi director de tesis, así como al Tecnológico Nacional de México, al Instituto Tecnológico de Tijuana y a sus respectivas autoridades.



CESAR GARCIA JUAREZ

Nombre completo del estudiante y firma autógrafa
Estudiante de la Maestría en Ciencias de la Computación

CARTA DECLARACIÓN DE PROPIEDAD INTELECTUAL

Tijuana, BC a 21 de mayo del 2025

Yo **CESAR GARCIA JUAREZ** reconozco que el Trabajo de Tesis de Maestría que realice durante mis estudios en la Maestría en Ciencias de la Computación del Instituto Tecnológico de Tijuana fue parte del Proyecto de Investigación Titulado: **SISTEMAS INTELIGENTES MEDIANTE MÉTODOS DE BÚSQUEDA BASADOS EN POBLACIONES Y SUS APLICACIONES EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL No.21791.25-P** que desarrolla mi director de tesis el **Dr. FEVRIER ADOLFO VALDEZ ACOSTA** -y del cual es responsable del proyecto de investigación. Por esta razón, los métodos, modelos, algoritmos, y software realizados, así como datos y resultados obtenidos durante el desarrollo de mi tesis de maestría son propiedad intelectual de mi Director de Tesis, del Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Tijuana y de SECIHTI, y No podré utilizarlos por mi cuenta durante, Ni después de terminar mi beca o estudios, excepto a solicitud escrita para poder utilizarlos bajo una colaboración directa con mi directora de tesis la cual es responsable del proyecto de investigación. Por tanto, estoy de acuerdo en que No podre utilizar ni tomar modelos, ni datos utilizados en este proyecto de investigación y en el desarrollo de tesis para: presentaciones, publicaciones ni desarrollo de mi propia investigación que pudiera desarrollar una vez concluidos mis estudios.

Atentamente


CESAR GARCIA JUAREZ

Estudiante de la Maestría en Ciencias de la Computación

Resumen

El presente proyecto de tesis aborda la aplicación de algoritmos genéticos como técnica de optimización para la sintonización automática de controladores PID en vehículos aéreos no tripulados (UAVs). Los algoritmos genéticos, inspirados en los mecanismos evolutivos de la naturaleza, pertenecen a la familia de los métodos metaheurísticos y se destacan por su capacidad para resolver problemas de optimización de alta complejidad y no linealidad.

El objetivo principal de esta investigación fue demostrar la eficacia de los algoritmos genéticos para encontrar configuraciones óptimas de los parámetros K_p , K_i y K_d del controlador PID, mejorando así la estabilidad, precisión y capacidad de respuesta del UAV ante condiciones operativas dinámicas. Para ello, se implementó un algoritmo genético personalizado, considerando diversos esquemas de representación, operadores genéticos y parámetros de control.

El desempeño del enfoque propuesto fue validado y realizado mediante el software Matlab realizando pruebas de simulación en escenarios representativos del comportamiento dinámico de UAVs. Los resultados evidencian una mejora significativa respecto a métodos tradicionales de ajuste, especialmente en términos de velocidad de convergencia, minimización del sobre impulso y robustez frente a perturbaciones externas.

Este trabajo contribuye al desarrollo de soluciones de control más eficientes y adaptativas, con aplicaciones directas en robótica aérea, automatización y sistemas autónomos, reforzando el potencial de los algoritmos genéticos como herramientas clave en el diseño inteligente de sistemas de control.

Abstract

This thesis project addresses the application of genetic algorithms as an optimization technique for the automatic tuning of PID controllers in unmanned aerial vehicles (UAVs). Genetic algorithms, inspired by the evolutionary mechanisms found in nature, belong to the family of metaheuristic methods and are particularly effective in solving highly complex and nonlinear optimization problems.

The main objective of this research was to demonstrate the effectiveness of genetic algorithms in finding optimal configurations for the PID controller parameters K_p , K_i and K_d thereby improving the UAV's stability, precision, and responsiveness under dynamic operating conditions. To achieve this, a customized genetic algorithm was implemented, considering various encoding schemes, genetic operators, and control parameters.

The performance of the proposed approach was validated using MATLAB software through simulation tests in scenarios representative of UAV dynamic behavior. The results showed a significant improvement compared to traditional tuning methods, particularly in terms of convergence speed, overshoot minimization, and robustness to external disturbances.

This work contributes to the development of more efficient and adaptive control solutions, with direct applications in aerial robotics, automation, and autonomous systems, reinforcing the potential of genetic algorithms as key tools in the intelligent design of control systems.

Dedicatoria

Esta tesis está dedicada principalmente a mi familia, a mi madre a quienes les agradezco por su apoyo, trabajo y esfuerzo a lo largo de toda mi vida tambien a mi señora que siempre me apoyado a lo largo de mi estancia en la maestría, por lo tanto, este trabajo es dedicado con mucho cariño a ustedes.

Gracias.

Agradecimientos

Primeramente, agradeceré a mi familia por estar conmigo a lo largo de mi vida y sobre todo de mi preparación académica, por darme valor y fuerza para seguir adelante con mis sueños y no rendirme jamás.

El presente trabajo de investigación fue realizado bajo la supervisión de mi director de tesis, Dr. Fevrier Valdez Acosta a quien le expreso mi agradecimiento por hacer posible la realización de este gran proyecto.

Así mismo agradezco a mi codirector de tesis, Dr. Oscar Castillo López, Que compartió sus conocimientos en el proceso de desarrollo de la tesis y revisar a detalle cada uno de mis avances presentados.

A mi madre que siempre me apoyo incondicional en todo momento agradezco profundamente sin ella este logro más en mi vida no lo hubiera logrado.

A mis hermanos que me impulsan a ser mejor cada día.

A mis amigos por su apoyo, paciencia y palabras de ánimo.

A mis maestros que compartieron conmigo sus conocimientos.

Gracias

Índice

Resumen	2
Abstract	3
Dedicatoria	4
Agradecimientos	5
Índice	6
Índice de figuras	8
Índice de tablas	9
Índice de ecuaciones	10
1. Introducción	11
2. Marco teórico	12
2.1 Computación Evolutiva	12
2.1.1 Principales enfoques en Computación Evolutiva	12
2.1.1.1 Algoritmos Genéticos (GA):.....	12
2.1.1.2 Programación Genética (GP):.....	12
2.1.1.3 Estrategias Evolutivas (ES):	13
2.1.1.4 Algoritmos de Evolución Diferencial (DE):.....	13
2.1.1.5 Sistemas Inmunes Artificiales (AIS):	13
2.1.2 Ventajas de la Computación Evolutiva	13
2.2 Representación de un algoritmo genético.....	13
2.2.2 Calculo del fitness.....	14
2.2.3 Métodos de cruce.....	15
2.2.3.1 Método de cruce de un punto.	15
2.2.3.2 Método de cruce de dos puntos.	16
2.2.3.3 Método de cruce uniforme.	16
2.2.4.1 Selección por ruleta.....	17
2.2.4.2 Selección elitista	18
2.2.4.3 Selección por torneo	18
2.2.4.4 Selección escalada	18
2.2.4.4 Selección jerárquica	18
2.3 Control PID	19
2.3.1 Principios del Controlador PID	19

2.3.2 Aplicaciones del Controlador PID	20
2.4 Retos y Limitaciones del Controlador PID	21
2.5 Aplicaciones Híbridas y Nuevas Tendencias	22
2.6 Control PID y Giros en Drones	22
2.6.1 Control de Giros en Drones	23
2.6.2 Resumen del Modelo Dinámico del Dron	24
2.6.3 Resolución de la problemática principal fórmula matemática	24
2.6.4 Error Medio Cuadrático	25
2.6.5 Sistema actuador de alimentación para el modelo PID	26
Figura 2.10 Representa en esquema en general del funcionamiento del control PID para Pitch, Roll y Yaw, y cada una de sus ganancias K_p , K_i y K_d , las cuales son optimizadas con el GA propuesto.	26
3. Planteamiento del problema	27
4. Desarrollo y Resultados	29
4.1 Prueba de Hipótesis	35
5. Conclusión	56
Referencias	58
Anexo 1. Pseudocódigo de Algoritmo Genético	61

Índice de figuras.

Figura 2.1 Estructura general de un algoritmo genético.....	14
Figura 2.2 Determinación de aptitud de cada individuo	15
Figura 2.3 Cruce de un punto	15
Figura 2.4 Cruce de un punto codificación	16
Figura 2.5 Método de cruce de 2 puntos	16
Figura 2.6 Método de cruce uniforme.....	17
Figura 2.7 Selección por ruleta	17
Figura 2.8 Cromosoma mutado.....	19
Figura 2.9 Dron	23
Figura 2. 10 Sistema actuador.....	26
Figura 2. 11 Ondas senoidales de pitch roll y yaw	31
Figura 2. 12 Trayectoria del modelo original y optimizado con el GA.....	32
Figura 2. 13 Ondas senoidales del modelo original y optimizado con el GA	32
Figura 2. 14 Trayectoria del modelo original y optimizado con el GA.....	33
Figura 2. 15 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático ...	33
Figura 2. 16 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático ...	34
Figura 2. 17 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático ...	34
Figura 2. 18 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático ...	35
Figura 2. 19 Prueba cola Izquierda para la función F1	37
Figura 2. 20 Prueba cola Izquierda para la función F2	38
Figura 2. 21 Prueba cola Izquierda para la función F3	39
Figura 2. 22 Prueba cola Izquierda para la función F4	40
Figura 2. 23 Prueba cola Izquierda para la función F5	41
Figura 2. 24 Prueba cola Izquierda para la función F1	43
Figura 2. 25 Prueba cola Izquierda para la función F2	44
Figura 2. 26 Prueba cola Izquierda para la función F3	45
Figura 2. 27 Prueba cola Izquierda para la función F4	46
Figura 2. 28 Prueba cola Izquierda para la función F5	47
Figura 2. 29 Prueba cola Izquierda para la función F1	49
Figura 2. 30 Prueba cola Izquierda para la función F2	50
Figura 2. 31 Prueba cola Izquierda para la función F3	51
Figura 2. 32 Prueba cola Izquierda para la función F4	52
Figura 2. 33 Prueba cola Izquierda para la función F5	53
Figura 2. 34 Modelo de simulación de un UAV	54
Figura 2. 35 Entorno urbano simulado.....	54

Índice de tablas.

Tabla 4. 1 Resultados de GA automatizado	30
Tabla 4. 2 Resultados de GA automatizado	30
Tabla 4. 3 prueba de hipótesis	35
Tabla 4. 4 tabla de hipótesis	42
Tabla 4. 5 tabla de hipótesis	48

Índice de ecuaciones.

Ecuación (2.1)..... 20

Ecuación (2.2)..... 24

Ecuación (2.3)..... 24

Ecuación (2.4)..... 24

Ecuación (2.5)..... 24

Ecuación (2.6)..... 25

Ecuación (2.7)..... 25

Ecuación (2.8)..... 25

1. Introducción

La optimización es un proceso fundamental en el desarrollo y operación de tecnologías avanzadas, como los UAVs. Estos sistemas, que desempeñan un papel crucial en áreas como la vigilancia, el transporte y la exploración, requieren soluciones eficientes para abordar problemas complejos relacionados con el diseño, el control de vuelo y la planificación de rutas.

En este contexto, los algoritmos genéticos (GA, por sus siglas en inglés), inspirados en la teoría de la evolución de Charles Darwin, se presentan como una herramienta poderosa para resolver problemas de optimización asociados con los UAVs. Estos algoritmos simulan procesos evolutivos como la selección natural, el cruce genético y la mutación, permitiendo iterar y mejorar continuamente un conjunto de soluciones candidatas representadas como cromosomas.

En el ámbito de los UAV, los algoritmos genéticos se han utilizado con éxito para optimizar trayectorias de vuelo, maximizar la eficiencia energética, minimizar el tiempo de operación y mejorar la robustez del sistema frente a condiciones ambientales adversas. Por ejemplo, al integrar técnicas avanzadas como operadores de mutación adaptativa y estrategias de elitismo, es posible aumentar la velocidad de convergencia del algoritmo garantizando soluciones más precisas.

Además, los enfoques híbridos que combinan algoritmos genéticos con otras metodologías, como la búsqueda local o técnicas de inteligencia artificial, ofrecen un gran potencial para abordar problemas de alta complejidad en los UAV. Estos métodos son especialmente útiles en aplicaciones como la planificación de misiones en entornos dinámicos y la optimización del diseño aerodinámico, áreas en las que los métodos tradicionales de optimización pueden ser insuficientes.

En este proyecto, se explorará el uso de algoritmos genéticos para abordar los desafíos de optimización en UAV, demostrando su eficacia a través de funciones de benchmark y casos de estudio prácticos.

2. Marco teórico

Para empezar, es importante destacar que los algoritmos genéticos se utilizan principalmente en problemas donde los métodos tradicionales resultan costosos en términos computacionales. Estos algoritmos se inspiran en la teoría de la evolución de Darwin, comenzando con un conjunto de cromosomas, cada uno de los cuales representa una posible solución al problema planteado. Los cromosomas se generan de forma aleatoria, considerando dimensiones adecuadas para el problema en cuestión y definiendo el tamaño de la población con base en las necesidades de la mejor solución.

2.1 Computación Evolutiva

La Computación Evolutiva (CE) es un paradigma de la inteligencia artificial inspirado en los principios de la evolución biológica y la selección natural propuestos por Charles Darwin. Este enfoque utiliza algoritmos que modelan mecanismos como la reproducción, mutación, recombinación y selección para resolver problemas complejos de optimización y búsqueda.

2.1.1 Principales enfoques en Computación Evolutiva

En esta sección se explican los diferentes enfoques de la computación evolutiva.

2.1.1.1 Algoritmos Genéticos (GA):

Los Algoritmos Genéticos (GA) son una técnica de optimización y búsqueda inspirada en los principios de la evolución natural y la selección biológica. Fueron introducidos por John H. Holland en 1975 en su libro *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, donde propuso que los procesos de selección natural, cruce y mutación podrían ser aplicados para resolver problemas complejos de optimización en sistemas artificiales [1]. Desde entonces, los GA han sido ampliamente utilizados en diversas áreas, desde la ingeniería de control hasta la inteligencia artificial, debido a su capacidad para encontrar soluciones óptimas o cercanas a óptimas en espacios de búsqueda complejos y multidimensionales.

2.1.1.2 Programación Genética (GP):

La Programación Genética (PG) es una técnica de computación evolutiva que extiende los principios de los Algoritmos Genéticos (GA) para la creación automática de programas o algoritmos que resuelven problemas específicos. Mientras que los GA se centran en la optimización de parámetros, la PG se enfoca en la evolución de estructuras de programas completos, como árboles sintácticos, que representan soluciones a un problema dado. Fue popularizada por John R. Koza en la década de 1990, quien demostró que la PG podía ser utilizada para resolver una amplia gama de problemas complejos [1][2].

2.1.1.3 Estrategias Evolutivas (ES):

Las Estrategias Evolutivas (ES) son una técnica de optimización basada en la evolución natural, similar a los Algoritmos Genéticos (GA), pero con un enfoque más centrado en la optimización de parámetros continuos. Fueron desarrolladas en la década de 1960 por Ingo Rechenberg y Hans-Paul Schwefel en Alemania, inicialmente para resolver problemas de optimización en ingeniería [1]. Las ES se caracterizan por su uso de operadores de mutación adaptativa y su enfoque en la evolución de individuos que representan soluciones en espacios de búsqueda continuos.

2.1.1.4 Algoritmos de Evolución Diferencial (DE):

Una variante utilizada para problemas de optimización de funciones, que emplea diferencias entre soluciones para guiar el proceso de búsqueda [3].

2.1.1.5 Sistemas Inmunes Artificiales (AIS):

Inspirados en el sistema inmune humano, estos modelos se usan para la detección de anomalías, clasificación y optimización [3].

2.1.2 Ventajas de la Computación Evolutiva

Es robusta y puede abordar problemas no lineales o multimodales.
Puede trabajar con espacios de búsqueda grandes y complejos.
Ofrece soluciones aproximadas cuando no existen métodos exactos o cuando estos son computacionalmente inviables [2].

2.1.3 Aplicaciones de la Computación Evolutiva

La CE se aplica en áreas como:
Optimización de rutas (logística y transporte).
Diseño de sistemas electrónicos y mecánicos.
Generación de modelos predictivos.
Inteligencia de enjambre y robótica.
Bioinformática, como el modelado de proteínas o secuenciación genética [2][3].

2.2 Representación de un algoritmo genético

A continuación, se mostrará paso a paso como se representa un algoritmo genético. Población tiene uno o más cromosomas y representa una solución al problema

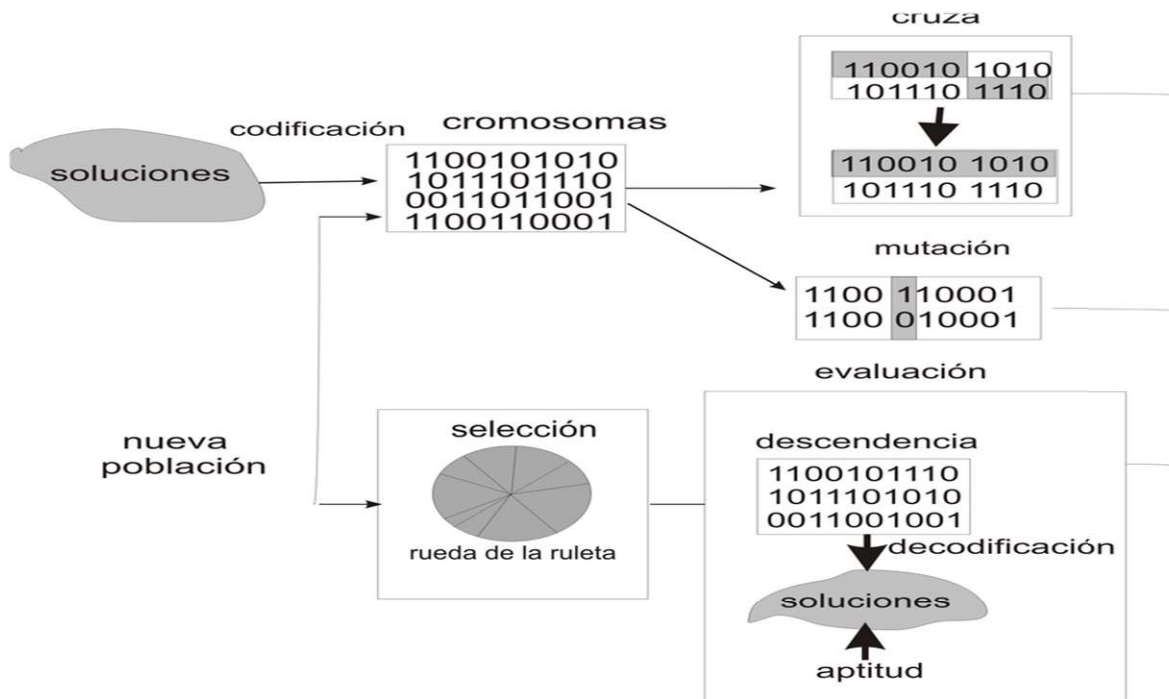


Figura 2.1 Estructura general de un algoritmo genético.

En la Figura 2.1 Estructura general de un algoritmo genético.

Un cromosoma es una cadena de bits representados en forma binaria; los cromosomas evolucionan a través de iteraciones, llamadas generaciones. Durante cada generación, los cromosomas son evaluados mediante una función de aptitud. Para crear la siguiente generación, los nuevos, llamados descendencia, se forman combinando dos cromosomas de la generación actual usando un operador de cruza o modificando un cromosoma por medio de un operador de mutación. Una nueva generación se forma seleccionando, de acuerdo con su grado de aptitud, algunos de los padres e hijos y rechazando otros de tal forma que el tamaño de la población se mantenga constante

2.2.2 Calculo del fitness

La función de fitness es una función matemática que asigna un valor a cada solución del algoritmo, y este valor refleja la calidad o rendimiento de esa solución en relación con el objetivo. En el contexto del entrenamiento físico, esta función podría basarse en parámetros como la mejora de la fuerza, el rendimiento cardiovascular, la quema de calorías, la flexibilidad, o cualquier otra variable importante para el progreso físico.



Figura 2.2 Determinación de aptitud de cada individuo

En la Figura 2.2 se puede apreciar el cálculo del fitness para diferentes individuos de la población, en este ejemplo observamos que el individuo número 1 y el 3 tienen el menor fitness lo que significa que son los peores individuos, en cambio el 2 y el 4 son los mejores por lo cual serán usados para crear descendencia y el resto de las soluciones serán eliminadas.

2.2.3 Métodos de cruce.

Comenzaremos explicando que un cruce de cromosoma consiste en seleccionar a 2 cromosomas dentro de la población generalmente a los que tienen un mejor fitness y estos se denominan padres, de estos cromosomas se seleccionan genes de ambos para formar un cromosoma nuevo, los genes que se seleccionaran dependen del método de cruce que se haya elegido y esto dependerá del algoritmo genético en cuestión.

2.2.3.1 Método de cruce de un punto.

Una vez seleccionados los dos cromosomas padres estos se cortan por un punto. Se copia la información genética de uno de los padres desde el inicio hasta el punto de cruce y el resto se copia del otro progenitor, a continuación, se mostrará un ejemplo de cómo se realiza este tipo de cruce.

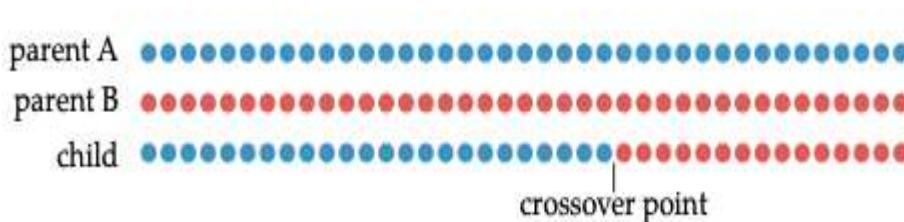


Figura 2.3 Cruce de un punto

En la Figura 2.3 tenemos 2 padres llamados A y B los cuales se combinarán para crear una nueva descendencia y usaran el método de cruce de un solo punto, el cual nos dice que seleccionaremos hasta qué punto tomaremos los genes del primer progenitor para posteriormente tomar el resto de genes del 2do.

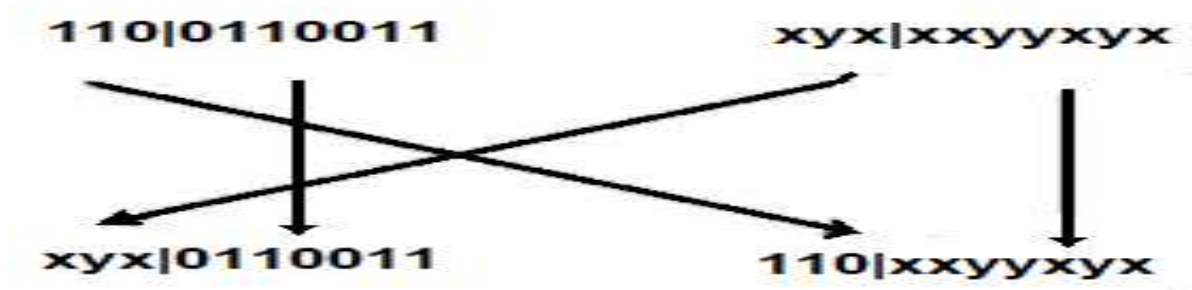


Figura 2.4 Cruce de un punto codificación

En la Figura 2.4 podemos apreciar gráficamente el método de cruce de un solo punto ya que es así como normalmente se representa un cromosoma, aquí apreciamos que los genes señalados en 'x' e 'y' se combinan para formar al nuevo individuo o solución al problema específico para el cual este siendo aplicado el algoritmo genético.

2.2.3.2 Método de cruce de dos puntos.

Este método de cruce es muy parecido al método anterior, sin embargo, en este caso como su nombre lo indica sus padres se cortan por dos puntos. Se copiará al descendiente los genes de un cromosoma progenitor desde el principio hasta el primer punto de cruce, los genes del otro progenitor desde el primer punto de cruce hasta el segundo y del segundo punto de cruce hasta el final se copiará del otro progenitor.

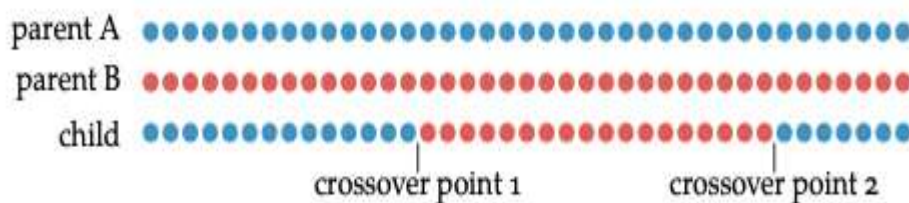


Figura 2.5 Método de cruce de 2 puntos

En la Figura 2.5 ilustramos el método de cruce de 2 puntos en el cual apreciamos de manera muy gráfica la combinación de ambos progenitores de tal manera que se hagan 4 combinaciones y puedan crear descendencia más diversificada.

2.2.3.3 Método de cruce uniforme.

Cada gen del descendiente se obtiene de cualquiera de los padres de forma aleatoria. Una opción es generar un número aleatorio. Si este número supera un cierto umbral se elegirá un padre determinado y si no lo supera se elige al otro.

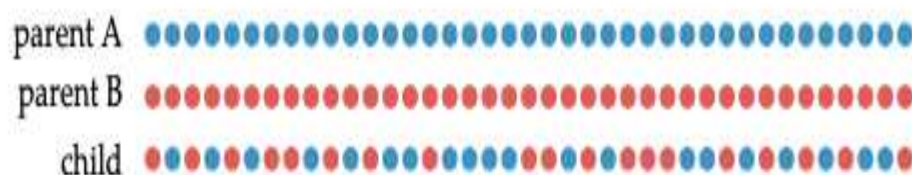


Figura 2.6 Método de cruce uniforme

En la Figura 2.6 ilustramos la combinación de 2 cromosomas por medio del cruce uniforme en el cual dicha combinación será siempre diferente y manejado con un umbral personalizado por el programador, ya que la posibilidad de tomar genes de un padre o de otro es aleatoria.

2.2.4 Métodos de selección

Como su nombre lo indica un método de selección se encargará de elegir de alguna manera a los individuos con mejor fitness, ya que después estos serán usados en la reproducción o apareamiento con el fin de transmitir las mejores características a la nueva generación y logrando así acercarnos a la mejor solución del problema, para este fin contamos con diferentes métodos de selección sin embargo aquí analizaremos solo algunos de ellos.

2.2.4.1 Selección por ruleta

Este método consiste en que cada cromosoma contendrá una probabilidad de ser seleccionado para el apareamiento sin embargo esta probabilidad es directamente proporcional al fitness que contenga cada uno de estos, sin embargo tendremos problemas utilizando este tipo de selección si hay un cromosoma con un nivel muy superior de fitness ya que esto significaría que habrá una reducción de diversidad genética considerable y por lo tanto no exploraremos lo suficiente para encontrar una solución aceptable al problema.

INDIVIDUO	FITNESS	PROBABILIDAD DE SELECCIÓN
1	169	14,4
2	576	49,2
3	64	5,5
4	361	30,9
TOTAL	1170	100

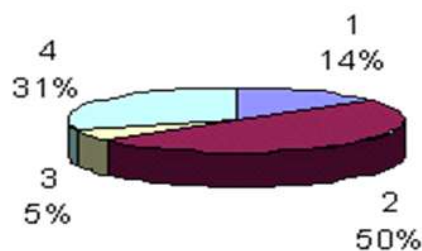


Figura 2.7 Selección por ruleta

En la Figura 2.7 tenemos un total de 4 individuos con sus respectivos fitness, como podemos ver el individuo numero 2 contiene un fitness mayor por lo que su probabilidad de ser seleccionado en la ruleta incrementa con respecto a los demás, esto porque crear una

descendencia con este individuo podría traer mejores generaciones y acercarnos más a la solución óptima del problema, sin embargo siempre es importante tener en cuenta a los que tienen un fitness menor aunque con una probabilidad más baja para así favorecer la exploración del algoritmo y no solo la explotación, caso que se nos presentaría si solo tomáramos en cuenta los de fitness mayor.

2.2.4.2 Selección elitista

La selección elitista consiste en asegurarse de que los mejores individuos de una población pasen directamente a la siguiente generación. Este enfoque garantiza que las soluciones óptimas no se pierdan debido a mutaciones o combinaciones desfavorables. Es un mecanismo que mejora la convergencia del algoritmo, preservando la calidad de las mejores soluciones.

2.2.4.3 Selección por torneo

En este método, se selecciona un subconjunto de individuos (el torneo) de la población actual de forma aleatoria, y se elige el mejor individuo del torneo como ganador. Este proceso se repite tantas veces como sea necesario para llenar la siguiente generación. La ventaja de este método es que permite ajustar la presión selectiva controlando el tamaño del torneo.

2.2.4.4 Selección escalada

La selección escalada ajusta los valores de aptitud de los individuos para modificar la presión selectiva en diferentes etapas del algoritmo genético. Este ajuste puede implicar escalar las aptitudes de los individuos para evitar la convergencia prematura o permitir que los mejores individuos tengan más probabilidades de ser seleccionados.

2.2.4.4 Selección jerárquica

Este tipo de selección organiza a los individuos de la población en una estructura jerárquica basada en su aptitud. Los individuos con mayor aptitud tienen prioridad en la selección, pero también se incluyen individuos menos aptos para mantener la diversidad genética en la población.

2.2.5 Mutación

La mutación introduce cambios aleatorios en los individuos para mantener la diversidad genética en la población. Esto evita que el algoritmo se estanque en óptimos locales. Las mutaciones suelen aplicarse con baja probabilidad y pueden ser de diferentes

tipos, dependiendo de la representación de los individuos (por ejemplo, mutación bit a bit en cadenas binarias o mutación gaussiana en números reales).

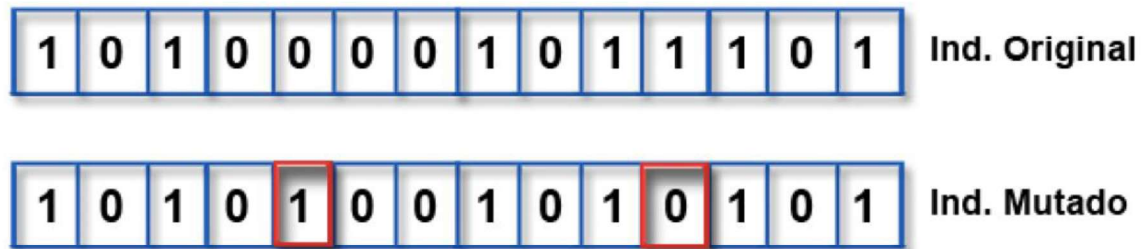


Figura 2.8 Cromosoma mutado

En la Figura 2.8 ejemplificamos como afecta la mutación a un cromosoma aleatorio, aquí podemos ver que el gen 3 de derecha a izquierda ha sido mutado ya que originalmente se encontraba con un valor de 0 y en el nuevo individuo este valor cambiara a 1, sin embargo esto no significa que solo un gen pueda mutar, es decir, pueden ser varios genes al mismo tiempo pero no es recomendable ya que podríamos caer en exceso de mutación y la respuesta que buscamos sería difícil de encontrar debido al efecto de aleatoriedad excesiva que tendríamos en el algoritmo.

2.3 Control PID

El controlador PID (Proporcional, Integral y Derivativo) es una de las herramientas más utilizadas en sistemas de control debido a su simplicidad, robustez y eficacia. Desde su introducción en los años 1920, este tipo de controlador se ha empleado en una amplia variedad de aplicaciones industriales, incluyendo procesos químicos, sistemas robóticos, control de motores eléctricos, y más. Su capacidad de ajustar dinámicamente los parámetros del sistema lo convierte en una opción confiable para lograr estabilidad y rendimiento.

2.3.1 Principios del Controlador PID

Un controlador PID regula la salida de un sistema ajustando la entrada según la diferencia (“error”) entre un valor deseado (setpoint) y el valor medido (retroalimentación). Las tres acciones principales son:

- Control Proporcional (P): Genera una acción de control proporcional al error.
- Control Integral (I): Reduce errores acumulativos a lo largo del tiempo, eliminando el “bias”.
- Control Derivativo (D): Responde al cambio de la tasa de error, mejorando la estabilidad y el tiempo de respuesta.

La ecuación general del controlador PID es: donde K_p y K_i son las constantes de ganancia proporcional, integral y derivativa, respectivamente.

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (2.1)$$

- $u(t)$ es la señal de control.
- $e(t)$ es el error (diferencia entre el valor deseado y el valor real).
- K_p es la ganancia proporcional.
- K_i es la ganancia integral.
- K_d es la ganancia derivativa.

2.3.2 Aplicaciones del Controlador PID

En esta sección se explican las diferentes aplicaciones de los controladores PID.

2.3.2.1 Procesos Industriales:

El controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo) es ampliamente utilizado en la industria de procesos debido a su capacidad para mantener la estabilidad y precisión en sistemas que requieren regulación continua. En plantas químicas, el PID se aplica al control de variables críticas como temperatura, presión y flujo, garantizando así un funcionamiento eficiente y seguro de los procesos productivos [21].

Otra aplicación común se encuentra en la regulación del nivel de líquidos en tanques, donde el uso de controladores PID permite mantener los niveles deseados, evitar derrames o vacíos y asegurar la continuidad operativa, especialmente en sectores como el farmacéutico, alimentario y de tratamiento de aguas [22]. Estas implementaciones destacan la importancia del PID como una herramienta esencial para mejorar el desempeño de los sistemas automatizados industriales [23].

2.3.2.2 Robótica:

En el campo de la robótica, el controlador PID se ha consolidado como una herramienta fundamental para tareas que requieren estabilidad, precisión y respuesta rápida. Uno de sus usos más destacados es en la estabilización y guiado de robots móviles, donde permite mantener trayectorias deseadas y compensar perturbaciones externas que puedan afectar el movimiento del robot [18].

Además, el PID es ampliamente utilizado en el control de brazos robóticos, especialmente en aplicaciones que demandan un alto grado de precisión, como ensamblaje, soldadura o manipulación de microcomponentes. Su capacidad para minimizar errores de seguimiento y responder de manera eficiente a cambios en la carga o dinámica del sistema lo

convierten en una solución robusta y efectiva en entornos industriales y de investigación [19], [20].

2.3.2.3 Procesos Industriales:

En el ámbito de la automoción y los vehículos aéreos no tripulados, el uso de controladores PID es clave para garantizar un comportamiento dinámico estable y seguro. Una de sus aplicaciones más comunes es el control de velocidad de motores en automóviles eléctricos, híbridos y drones, donde se requiere una respuesta rápida y precisa ante variaciones de carga y condiciones del entorno [27].

Asimismo, el PID se implementa en sistemas de frenado automático y suspensión activa, donde su capacidad de adaptación permite mejorar significativamente la seguridad y el confort del usuario. Estos sistemas utilizan sensores para detectar cambios en la carretera o el entorno y, mediante controladores PID, ajustan la respuesta del vehículo en tiempo real [28], [29]

2.4 Retos y Limitaciones del Controlador PID

A pesar de su amplia adopción y eficacia en una variedad de aplicaciones, el controlador PID presenta ciertas limitaciones y desafíos que deben considerarse al implementarlo en sistemas complejos o dinámicamente variables.

Uno de los principales retos es su dependencia de una correcta sintonización de los parámetros (proporcional, integral y derivativo). Una mala configuración puede provocar inestabilidad, oscilaciones no deseadas o un rendimiento subóptimo del sistema. Aunque existen técnicas clásicas como el método de Ziegler-Nichols, su aplicabilidad es limitada en sistemas no lineales o con múltiples variables acopladas [14].

Además, el PID no tiene capacidad de anticipación, ya que su estructura se basa en el error actual y pasado, sin considerar directamente modelos predictivos del comportamiento futuro del sistema. Esto lo vuelve menos efectivo frente a perturbaciones repentinas o condiciones cambiantes, donde enfoques adaptativos o basados en inteligencia artificial pueden ofrecer mejores resultados [30].

Otra limitación significativa es su desempeño deficiente en sistemas con retardos importantes, donde el controlador puede reaccionar tarde, agravando la respuesta dinámica. En estos casos, es común complementar o reemplazar el PID con estrategias más avanzadas como control predictivo o robusto [31].

2.5 Aplicaciones Híbridas y Nuevas Tendencias

En esta sección se explican las diferentes aplicaciones Híbridas y Nuevas Tendencias de los controladores PID.

2.5.1 PID Difuso:

El PID difuso combina las ventajas del control PID clásico con la lógica difusa, lo que permite una mayor flexibilidad y robustez en sistemas no lineales, inciertos o con dinámica cambiante. A diferencia del PID tradicional, que utiliza una estructura fija basada en ganancias constantes, el PID difuso emplea reglas lingüísticas y funciones de pertenencia para ajustar dinámicamente sus parámetros de control [24].

Este enfoque ha demostrado ser particularmente eficaz en aplicaciones donde el modelo del sistema es difícil de obtener o presenta comportamientos altamente variables. Gracias a su capacidad de tomar decisiones similares al razonamiento humano, el PID difuso puede adaptar sus respuestas en tiempo real ante perturbaciones o condiciones no modeladas [25].

Entre sus ventajas se destacan: mayor estabilidad, mejor rechazo de perturbaciones y mayor suavidad en la acción de control. Sin embargo, su implementación requiere conocimientos previos sobre lógica difusa y puede implicar mayor complejidad computacional, especialmente en sistemas con múltiples entradas y salidas [26].

2.6 Control PID y Giros en Drones

El control PID (Proporcional-Integral-Derivativo) es una estrategia ampliamente utilizada en sistemas de control automático para regular procesos industriales, robótica y otras aplicaciones. Su versatilidad y facilidad de implementación han permitido su adopción en diversas áreas donde se requiere estabilidad y precisión en la respuesta del sistema [14].

Para mejorar el rendimiento del control PID, se han desarrollado diversas metodologías de ajuste y optimización. Por ejemplo, técnicas basadas en algoritmos evolutivos han demostrado ser efectivas para el ajuste automático de los parámetros PID, permitiendo mejorar la respuesta del sistema sin intervención manual [3]. Además, en entornos donde las condiciones del sistema cambian dinámicamente, se han explorado enfoques adaptativos e inteligentes, como redes neuronales y lógica difusa, para la sintonización en tiempo real del controlador PID [15]. Estos métodos han mostrado ventajas significativas en comparación con las técnicas tradicionales de ajuste manual o basado en modelos simplificados.

2.6.1 Control de Giros en Drones

El control PID también juega un papel fundamental en la estabilidad y maniobrabilidad de drones, especialmente en la regulación de sus giros en los tres ejes principales:

Yaw (guiñada) → Gira sobre su eje vertical (rotación hacia la izquierda o derecha).

Pitch (cabeceo) → Se inclina hacia adelante o atrás.

Roll (alabeo) → Se inclina hacia los lados.

Para lograr estos movimientos, los controladores PID ajustan la velocidad de cada motor en función de la desviación del dron respecto a su posición deseada [16]. Se han propuesto diferentes estrategias de control para mejorar la estabilidad y respuesta del dron ante perturbaciones externas, como viento o cambios bruscos en la trayectoria [17].

Estudios recientes han demostrado que la implementación de PID en sistemas de drones puede mejorarse aún más mediante técnicas avanzadas como la optimización basada en inteligencia artificial [18] o la implementación de estrategias híbridas que combinan PID con controladores robustos [19].

En términos de aplicaciones, el control PID se ha utilizado en una variedad de sistemas, desde la regulación de temperatura en procesos industriales hasta el control de velocidad en motores eléctricos y la estabilización de drones [20]. Su simplicidad matemática y eficacia en la regulación de sistemas lineales lo convierten en una herramienta fundamental en ingeniería de control.

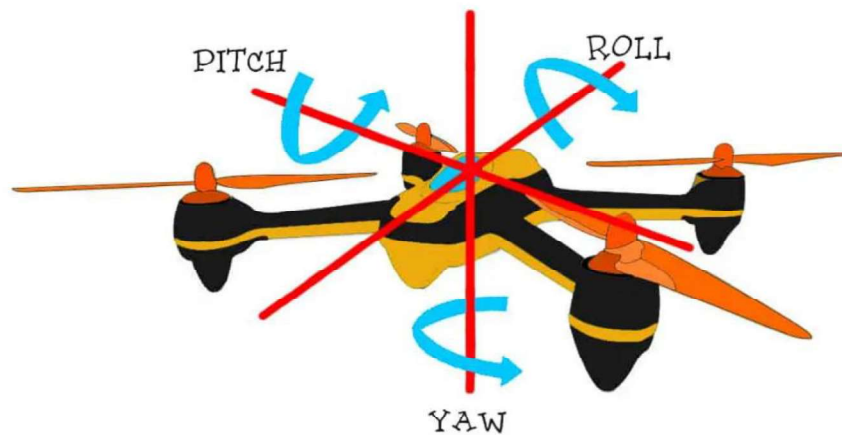


Figura 2.9 Dron

Figura 2.9 Los giros de un dron se denominan alabeo, cabeceo y guiñada, y se controlan mediante el control remoto. El alabeo es el movimiento de ladeo (izquierda o

derecha), el cabeceo es el movimiento de inclinación hacia adelante o atrás, y la guiñada es el giro sobre el eje vertical (izquierda o derecha).

2.6.2 Resumen del Modelo Dinámico del Dron

El modelo dinámico del dron se basa en la descripción de su movimiento en términos de los tres ángulos principales de orientación: **Pitch** (θ), **Roll** (ϕ) y **Yaw** (ψ). Para cada uno de estos ejes, la dinámica angular se puede representar mediante un conjunto de ecuaciones diferenciales linealizadas [20]:

$$\ddot{\theta} = \frac{1}{I_{\theta}} (T_{\theta} - D_{\theta}\dot{\theta}) \quad (2.2)$$

$$\ddot{\phi} = \frac{1}{I_{\phi}} (T_{\phi} - D_{\phi}\dot{\phi}) \quad (2.3)$$

$$\ddot{\psi} = \frac{1}{I_{\psi}} (T_{\psi} - D_{\psi}\dot{\psi}) \quad (2.4)$$

Donde:

- $\ddot{\theta}, \ddot{\phi}, \ddot{\psi}$ Representan Pitch, Roll, y Yaw, Respectivamente.
- $I_{\theta}, I_{\phi}, I_{\psi}$ Son los momentos de inercia alrededor de los ejes.
- $T_{\theta}, T_{\phi}, T_{\psi}$ Son los torques aplicados.
- $D_{\theta}, D_{\phi}, D_{\psi}$ Son los coeficientes de amortiguamiento.

Este modelo permite analizar y diseñar estrategias de control, como el **PID**, para garantizar la estabilidad del dron durante el vuelo [19].

2.6.3 Resolución de la problemática principal fórmula matemática

$$\text{Pitch} = A \cdot \cos(\omega t) \quad (2.5)$$

Donde:

A es la amplitud de la oscilación.

ω es la frecuencia angular.

t es el tiempo.

$$\text{roll} = A \cdot \sin(\omega t) \quad (2.6)$$

Donde:

A es la amplitud de la oscilación.

ω es la frecuencia angular.

t es el tiempo.

$$\text{yaw} = k \cdot t \quad (2.7)$$

Donde:

k es la pendiente de la línea.

t es el tiempo.

2.6.4 Error Medio Cuadrático

La fórmula del MSE es:

$$MSE = \left(\frac{1}{n}\right) * \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.8)$$

Donde:

- y_i es el valor real o verdadero.
- $\hat{y}_i$ es el valor predicho por el modelo.
- n es el número de observaciones.
- El sumatorio (Σ) calcula las diferencias al cuadrado entre los valores reales y los valores predichos para todas las observaciones, y el resultado se promedia dividiendo por n.

2.6.5 Sistema actuador de alimentación para el modelo PID

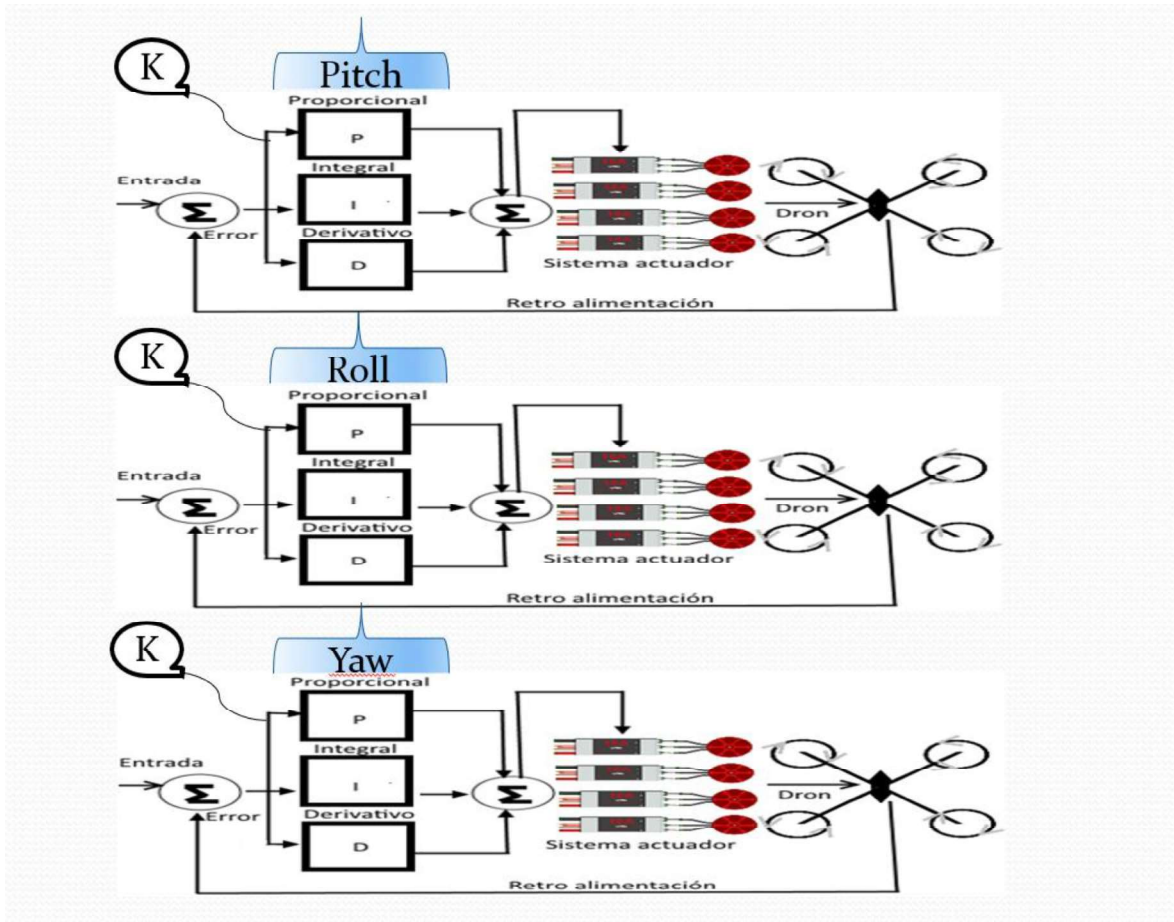


Figura 2. 10 Sistema actuador

Figura 2.10 Representa en esquema en general del funcionamiento del control PID para Pitch, Roll y Yaw, y cada una de sus ganancias K_p , K_i y K_d , las cuales son optimizadas con el GA propuesto.

3. Planteamiento del problema

En este trabajo de tesis se ha planteado utilizar GAs aplicado a los UAVs, para mejorar su rendimiento, se utilizó el lenguaje de programación Matlab para hacer los experimentos y simulaciones obtenidas.

En la actualidad existen diferentes UAVs que funcionan para resolver distintos tipos de problemas como rescate de personas, paquetería, fotografía, agricultura, localización de residuos o manejo de material peligroso o en los sectores que requieren intervención humana directa, para evitar la necesidad que un humano los tripule, sin embargo actual actualmente tienen ciertos problemas como por ejemplo las condiciones climáticas como viento fuerte, lluvia, y temperaturas extremas pueden afectar el rendimiento, la seguridad y la calidad de imagen de un dron. La exposición prolongada a la humedad puede dañar los componentes del dron. Otras condiciones que pueden afectar el rendimiento de un dron incluyen la altitud, la densidad del aire, y la calidad de la batería ya que muchos funcionan con señales inalámbricas con precisión del GPS cuando esas condiciones climatológicas no son buenas las señales tienden a tener inestabilidad, respuesta lenta y son susceptibles a fallas de precisión.

Los UAVs por lo general requieren sistemas de control precisos y robustos para mantener la estabilidad, trayectoria y operabilidad durante el vuelo. Una de las formas de control más utilizadas es el uso de controladores PID (Proporcional–Integral–Derivativo) debido a su simplicidad, efectividad y facilidad de implementación en sistemas en tiempo real. Sin embargo, el desempeño de un controlador PID depende principalmente de la correcta sintonización de sus tres parámetros principales K_p , K_i y K_d .

Comúnmente, la configuración de estos parámetros se realiza a prueba y error, lo cual no garantiza una respuesta óptima en escenarios dinámicos y altamente no lineales como los que enfrentan los UAVs. Estos vehículos presentan múltiples grados de libertad, perturbaciones externas (como el viento, el clima y otros factores), variaciones en la carga útil, y no linealidades propias de su dinámica, lo que dificulta aún más la tarea de encontrar configuraciones de PID que ofrezcan un rendimiento robusto y eficiente en todas las condiciones de su funcionamiento.

Por tal motivo, en esta investigación utilizamos GAs para optimizar las ganancias K_p , K_i y K_d para mejorar la sintonización de controladores PID. Al emular procesos evolutivos como la selección natural, cruce y mutación, los GAs pueden explorar de manera efectiva el espacio de búsqueda de posibles soluciones para encontrar combinaciones óptimas de las ganancias K_p , K_i y K_d , que minimicen funciones objetivo asociadas al error de seguimiento, tiempo de estabilización, sobreimpulso, entre otros criterios de desempeño.

Por lo tanto, se plantea el problema de diseñar un sistema de optimización basado en GAs que ajuste automáticamente las ganancias de un controlador PID para UAVs, con el

objetivo de mejorar su estabilidad, precisión de seguimiento de trayectorias y robustez ante perturbaciones. Este enfoque debe ser capaz de adaptarse a las características no lineales del sistema, y ser validado en simuladores o plataformas de prueba que representen condiciones reales de vuelo. Los resultados podrían aplicarse a otros vehículos autónomos con desafíos similares.

4. Desarrollo y Resultados

Aquí tienes una versión adaptada del texto que incluye la optimización de trayectorias para vehículos aéreos no tripulados (UAVs):

El desarrollo de este trabajo de tesis fue llevado a cabo en diferentes etapas, cada una contribuyendo al avance de la investigación con el fin de mejorar el rendimiento de los algoritmos genéticos mediante el uso de técnicas avanzadas, como un adaptador difuso. Inicialmente, se realizó una prueba del impacto de parámetros, cuyo objetivo era identificar los parámetros con mayor influencia en el desempeño del algoritmo, así como determinar los rangos óptimos de valores para dichos parámetros.

Durante esta etapa, se analizaron elementos clave de los algoritmos genéticos, como la tasa de mutación, la probabilidad de cruce y el tamaño de la población, debido a su relevancia en la capacidad del algoritmo para explorar y explotar el espacio de soluciones. Estos parámetros se evaluaron en un conjunto de funciones de benchmark, ampliamente utilizadas en la literatura para medir la eficacia y robustez de técnicas de optimización.

Uno de los principales objetivos de esta investigación fue la optimización de trayectorias para vehículos aéreos no tripulados (UAVs). La planificación de trayectorias es un problema de alta complejidad que involucra la búsqueda de rutas óptimas que minimicen el tiempo de operación, maximicen la eficiencia energética y garanticen la seguridad del vehículo en entornos dinámicos o con obstáculos. Los algoritmos genéticos se emplearon para generar y optimizar rutas adaptativas que cumplieran con estos criterios, ajustando las trayectorias en tiempo real según las condiciones del entorno.

Tabla 4. 1 Resultados de GA automatizado

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw
0.9997387	0.96933249	0.1	0.98624838	9.99999996	6.8604986	0.5	0	9.99999997	9.99999999	1	9.99999979
0.99978392	0.9692923	0.1	0.98612898	9.99999985	6.86067737	0.5	0.021475345	9.9999998	9.99999982	1	9.99999839
0.99977042	0.969288	0.1	0.9861332	9.99999999	6.86085577	0.5	0.005187283	9.99999999	9.99999996	1	9.99996204
0.99938846	0.96922203	0.1	0.98614972	9.99999999	6.86081253	0.5	0.001528593	10	9.99999969	1	9.99999962
0.99974507	0.96928648	0.1	0.98607394	9.99999999	6.88349121	0.5	8.30E-05	10	9.99999995	1	9.99999796
0.99979935	0.96934885	0.1	0.98630693	9.99999994	6.86109605	0.5	0.001555075	9.99999982	9.99999996	1	9.99999835
0.99972218	0.96929414	0.1	0.9861755	9.99999997	6.86137148	0.5	0	9.99999999	9.99999999	1	9.99979008
0.99970841	0.96930945	0.1	0.98611587	9.99999999	6.86077653	0.5	5.38E-04	9.99999998	10	1	9.99996344
0.99973444	0.96935633	0.1	0.98617201	9.99999987	6.8616858	0.5	5.96E-08	9.99999998	9.99999986	1	9.99999996
0.99944222	0.96928994	0.1	0.98557576	9.999999793	6.86089371	0.5	2.557469402	9.99999987	10	1	9.9998693
0.99970163	0.96930401	0.1	0.98615771	9.999999459	6.86087477	0.5	4.70E-05	9.99999642	9.99999996	1	9.99999996
0.99959239	0.96911024	0.1	0.98649946	9.999999709	6.86081105	0.5	8.98E-04	9.99999835	9.99999852	1	9.99999971
0.9997352	0.96928531	0.1	0.9862106	9.99999994	6.86010681	0.5	2.38E-04	9.99999999	10	1	9.99999997
0.99892306	0.96929821	0.1	0.98618588	9.99998914	6.85946755	0.5	3.02E-04	9.99999973	9.99999686	1	9.99999928
0.99970979	0.97024925	0.1	0.98596245	9.999999717	6.65925128	0.5	3.00E-04	9.99999465	9.99999559	1	9.99946027
0.99894267	0.97005938	0.1	0.98619773	9.99992474	6.86206991	0.5	0.001343795	9.99999754	9.99999782	1	9.99999955
0.99880247	0.96932692	0.1	0.9863222	9.99998998	6.86123157	0.5	1.76E-04	9.99997586	9.99999891	1	9.99999961
0.99964711	0.96999457	0.1	0.98477157	9.99990201	6.86107456	0.5	0.221635312	9.999993168	9.99999895	1	9.99793809
0.99657628	0.96944344	0.1	0.98707844	9.99988342	6.85296585	0.5	1.903415626	9.99999888	9.9997714	1	9.99697804
0.99615589	0.971256	0.1	0.98641204	9.98306017	7.66422516	0.5	0.006662364	9.99931719	9.99981718	1	9.99999884
0.99917996	0.96533593	0.1	0.98676123	9.99979653	6.85841918	0.5	0.007183503	9.99975899	9.99951679	1	9.99834117
0.99871302	0.96584181	0.1	0.98608149	9.99669914	6.8876437	0.5	0.011917024	9.99985388	9.99821913	1	9.99987876
0.99821283	0.96927422	0.1	0.98731656	9.99625486	6.8735506	0.5	0.286092346	9.99998015	9.99365253	1	9.99715484
0.99603455	0.97297421	0.1	0.98697192	9.99793125	6.87359199	0.5	0.101050975	9.99870177	9.99617733	1	9.98384529
0.98877642	0.96479676	0.1	0.98783716	9.96772417	6.79698933	0.5	0.00516656	9.99832995	9.97624167	1	9.98538508
0.95318394	0.97298799	0.1	0.98276546	9.80310627	6.7641669	0.5	0	9.97842076	9.94697685	1	9.83058139
0.95063388	0.96463478	0.1	0.98226683	9.99161759	6.67049592	0.5	0.263379663	9.94816694	9.99403921	1	9.99612108
0.97789008	0.92716504	0.1	0.96669333	9.64486681	6.83889219	0.5	0.387836521	9.9326145	9.78189733	1	9.87787791
0.98234595	0.96401071	0.1	0.81553734	7.56519341	5.54593637	0.5	2.913331923	9.83482352	9.24922927	1	9.22078176
0.78709307	0.73702308	0.1	0.9612169	9.86825685	4.79608394	0.5	0.215628625	9.82758245	9.88650907	1	0.74645748

Como podemos observar en la tabla 4.1 tenemos los resultados de las pruebas estadísticas del algoritmo genético en 30 experimentos con 5000 generaciones con una tasa de cruce del 0.9 con un tipo de mutación gaussiana con selección de ruleta para Kd_pitch, Kd_roll, Kd_yaw, Kd_std, Ki_pitch, Ki_roll, Ki_yaw, Ki_std y Kp_pitch, Kp_roll, Kp_yaw y Kp_std donde podemos observar las ganancias que genera el método.

Tabla 4. 2 Resultados de GA automatizado

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw
0.022660705	0.671297096	0.1	3.84E-04	9.995278786	8.818728	0.5	9.999776906	9.99989738	9.99247766	1	9.998926298
0.012030998	0.68520863	0.1	0	9.997580158	9.996838	0.5	9.994621743	9.996743444	9.99785857	1	9.99912547
0.001052876	0.680490419	0.1	0.001885646	9.998449887	9.983944	0.5	9.999875272	9.998933071	9.99731444	1	9.997836176
0.034166388	0.674842627	0.1	9.40E-01	9.992715603	9.999352	0.5	8.26E-04	9.989945418	9.99759534	1	9.994599347
0.002533106	0.682399958	0.1	1.15E-03	9.998262635	9.986171	0.5	9.998882043	9.999987012	9.99746407	1	9.999981242
0.004240656	0.672882283	0.1	0.944569925	9.99998497	9.998547	0.5	0	9.999737316	9.99996377	1	9.999971386
3.53E-04	0.671406004	0.1	0.003588582	9.997586295	9.974786	0.5	9.997973581	9.999966389	9.9990896	1	9.999606254
3.10E-04	0.678678809	0.1	0.023676411	9.999982489	9.995969	0.5	9.963230121	9.999799783	9.99895337	1	9.999970751
0.012160069	0.676280071	0.1	0.945618603	9.999768678	9.994167	0.5	0.004578964	9.999426974	9.99998476	1	9.99997643
0.005977045	0.676663379	0.1	0.003189719	9.999845265	9.993049	0.5	9.999919634	9.997478635	9.99988977	1	9.999479682
0.009789082	0.674884178	0.1	0.001016871	9.999836985	9.999667	0.5	9.998533073	9.999848002	9.99970389	1	9.994545915
0.008843185	0.673881072	0.1	0.003666153	9.99975131	9.999385	0.5	9.998262941	9.997212277	9.99969111	1	9.999986804
0.00323445	0.677008014	0.1	0.945282377	9.999993401	9.998108	0.5	6.10E-05	9.993803348	9.9982344	1	9.99999566
0.003283737	0.678659127	0.1	7.19E-04	9.999987579	9.733706	0.5	9.9979631	9.999974089	9.9986791	1	9.99894185
1.36E-03	0.674599216	0.1	0.944711993	9.999875198	9.999984	0.5	0	9.999948939	9.9998335	1	9.999970094
0.0025349	0.676271316	0.1	1.67E-05	9.999535798	9.996545	0.5	9.99996516	9.998055931	9.99999405	1	9.9999999
0.004665583	0.673505261	0.1	0.001459085	9.996735592	9.997507	0.5	9.998308237	9.999978315	9.9998549	1	9.99998729
0.006142019	0.679345967	0.1	0.944529363	9.997580686	9.994111	0.5	0.009309547	9.999770786	9.99998939	1	9.999984993
0.003734978	0.674041044	0.1	8.72E-04	9.999990661	9.995212	0.5	9.999957036	9.999993119	9.9996418	1	9.999950767
4.48E-04	0.671507355	0.1	0.945690674	9.999977332	9.99964	0.5	0.019475769	9.999753263	9.9986038	1	9.999974385
0.001357916	0.675096168	0.1	0	9.998888004	9.99959	0.5	9.999979698	9.99999235	9.9999442	1	9.997291517
0.002822408	0.673444441	0.1	0.94450584	9.999995515	9.999572	0.5	0.049910907	9.995652327	9.99999935	1	9.999980335
0.006512402	0.676714917	0.1	0.944733844	9.999991948	9.999889	0.5	0.185555622	9.999774456	9.99997364	1	9.999990345
0.001833109	0.676284439	0.1	0.945585677	9.999965965	9.997767	0.5	0.002537669	9.998164097	9.99994896	1	9.99995834
0	0.675187089	0.1	0.945620812	9.999983915	9.999992	0.5	2.71E-04	9.999986499	9.99998585	1	9.999988209
0.001865163	0.674649478	0.1	0.944886679	9.99942486	9.999999	0.5	5.07E-04	9.993667195	9.9989671	1	9.999999383
0	0.672628512	0.1	0.945067035	9.999909595	9.999864	0.5	0	9.999955583	9.99998841	1	9.99998559
0.002508471	0.674794593	0.1	0.945002332	9.999989641	9.999992	0.5	7.74E-04	9.999999563	9.9999748	1	9.999917662
0.003990211	0.674140607	0.1	0	9.999857556	9.999901	0.5	9.996795798	9.999954538	9.99999671	1	9.999996633
3.88E-04	0.675235719	0.1	0.944851242	9.998723299	9.998464	0.5	0.001163935	9.999955855	9.99999981	1	9.999997977
6.50E-04	0.674320686	0.1	0.944564332	9.999999916	9.998981	0.5	0.00166657	9.999974324	9.99999086	1	9.999999468

Como podemos observar en la tabla 4.2 tenemos los resultados de las pruebas estadísticas del algoritmo genético en 30 experimentos con 10000 generaciones con una tasa de cruce del 0.9 con un tipo de mutación gaussiana con selección de ruleta para K_d_pitch , K_d_roll , K_d_yaw , K_d_std , K_i_pitch , K_i_roll , K_i_yaw , K_i_std y K_p_pitch , K_p_roll , K_p_yaw y K_p_std donde podemos observar las ganancias que genera el método.

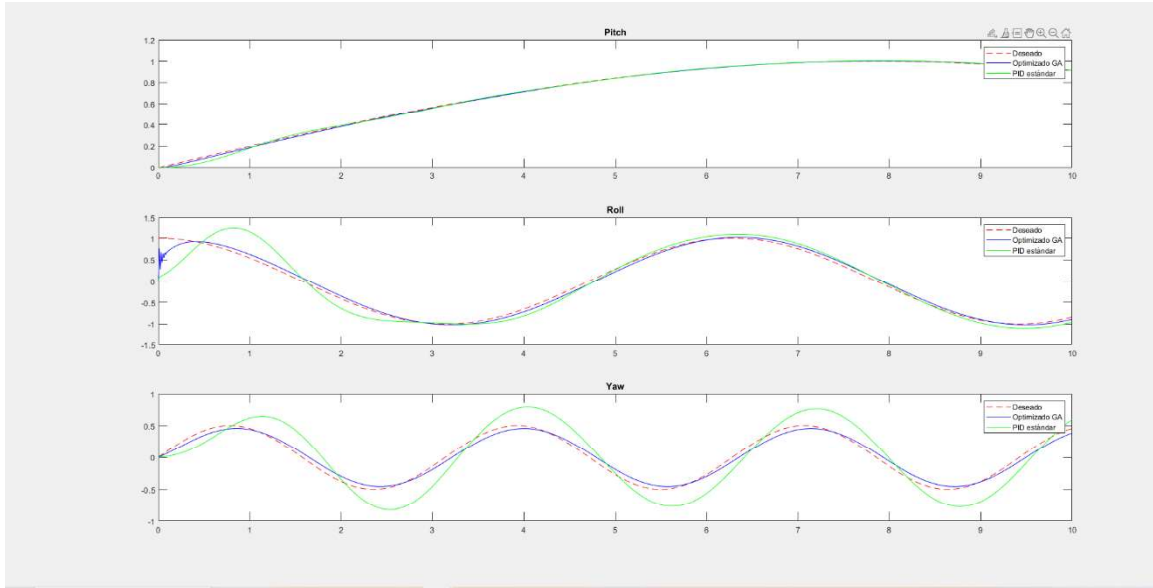


Figura 2. 11 Ondas senoidales de pitch roll y yaw

Como podemos observar en la Figura 2.11 la señal senoidal K_d_pitch , K_i_pitch , K_p_pitch , K_d_roll , K_i_roll , K_p_roll , K_i_yaw , K_p_yaw , K_d_yaw y K_p_std , K_d_std , K_i_std donde podemos observar las ganancias que genera el método del algoritmo genético.

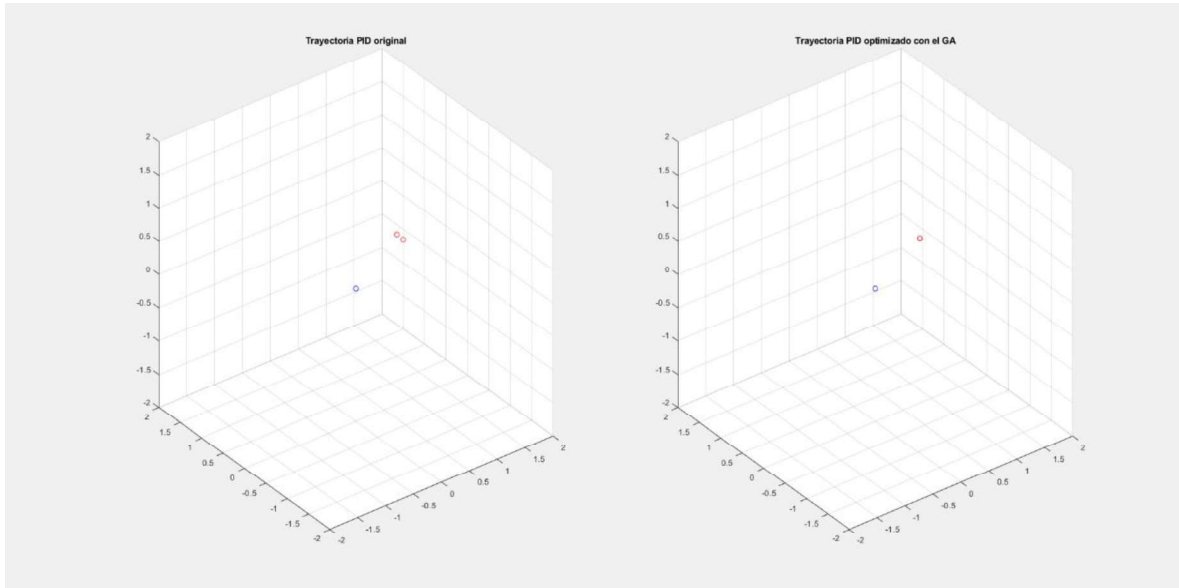


Figura 2. 12 Trayectoria del modelo original y optimizado con el GA

Como podemos observar en la Figura 2.12 donde los puntos rojos uno representa la trayectoria original y otro la trayectoria optimizada por el algoritmo genético y el punto azul es el punto que se desea llegar.

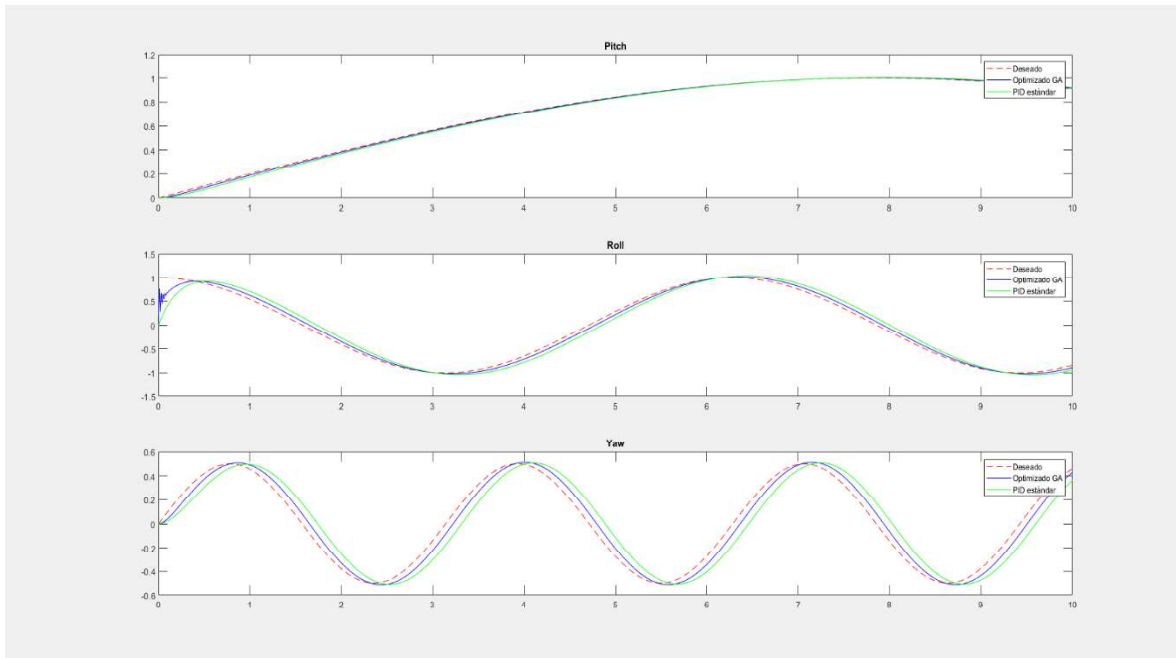


Figura 2. 13 Ondas senoidales del modelo original y optimizado con el GA

Como podemos observar en la Figura 2.13 la señal senoidal K_d_pitch , K_i_pitch , K_p_pitch , K_d_roll , K_i_roll , K_p_roll , K_i_yaw , K_p_yaw , K_d_yaw y K_p_std , K_d_std , K_i_std donde podemos observar las ganancias que genera el método del algoritmo genético.

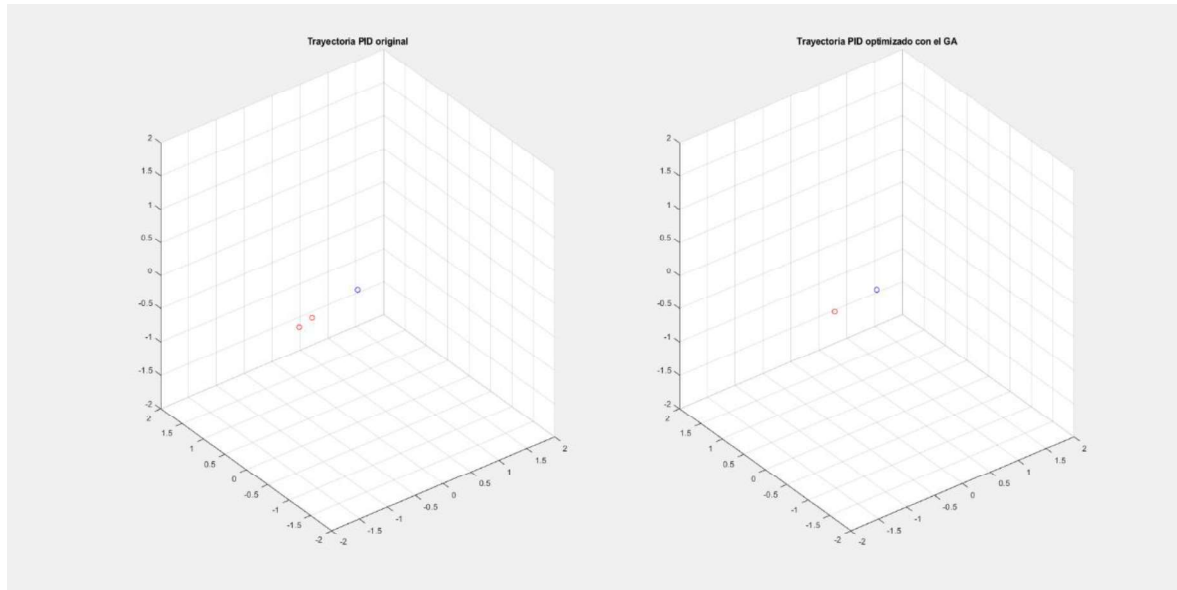


Figura 2. 14 Trayectoria del modelo original y optimizado con el GA

Como podemos observar en la Figura 2.14 donde los puntos rojos uno representa la trayectoria original y otro la trayectoria optimizada por el algoritmo genético y el punto azul es el punto que se desea llegar.

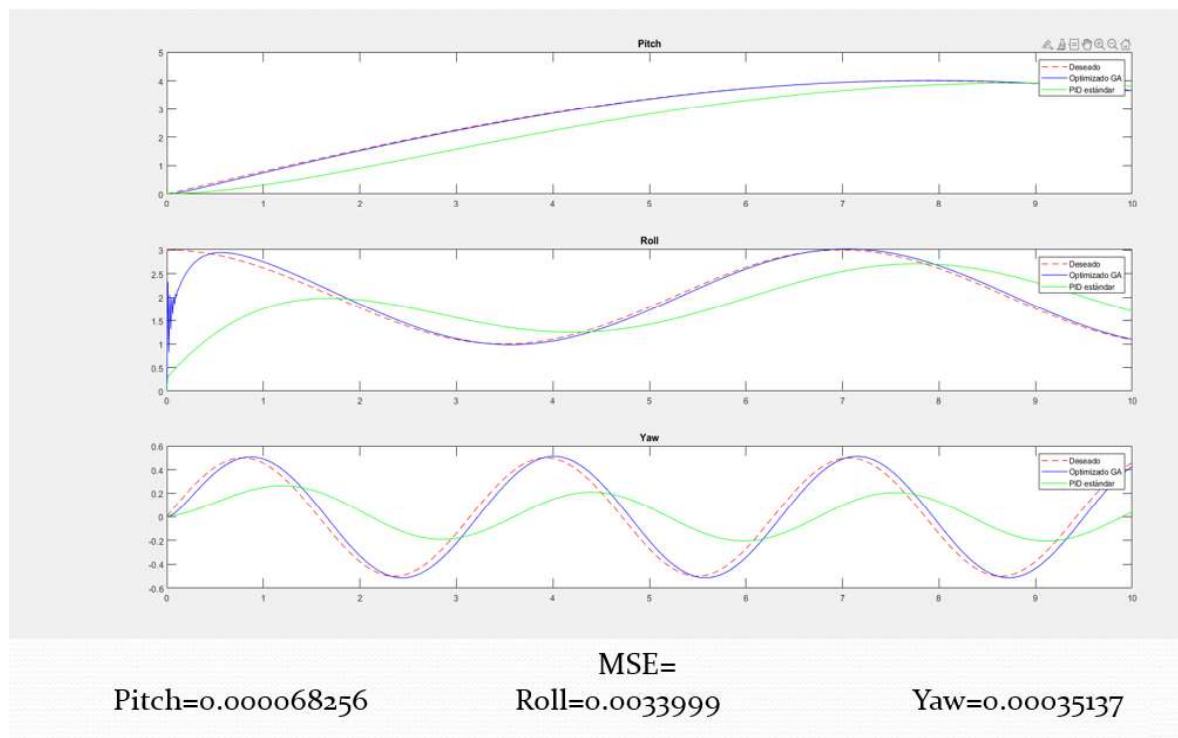


Figura 2. 15 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático

Como podemos observar en la Figura 2.15 el error medio cuadrático de Pitch, Roll y Yaw

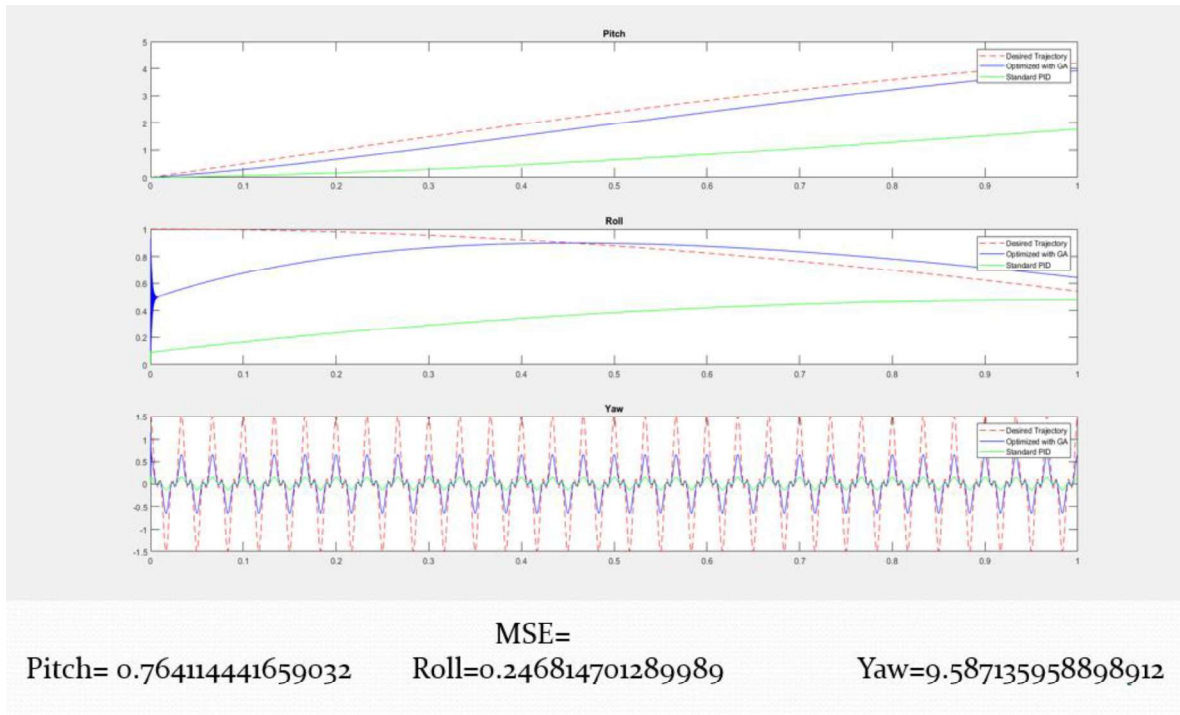


Figura 2. 16 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático

Como podemos observar en la Figura 2.16 el error medio cuadrático de Pitch, Roll y Yaw

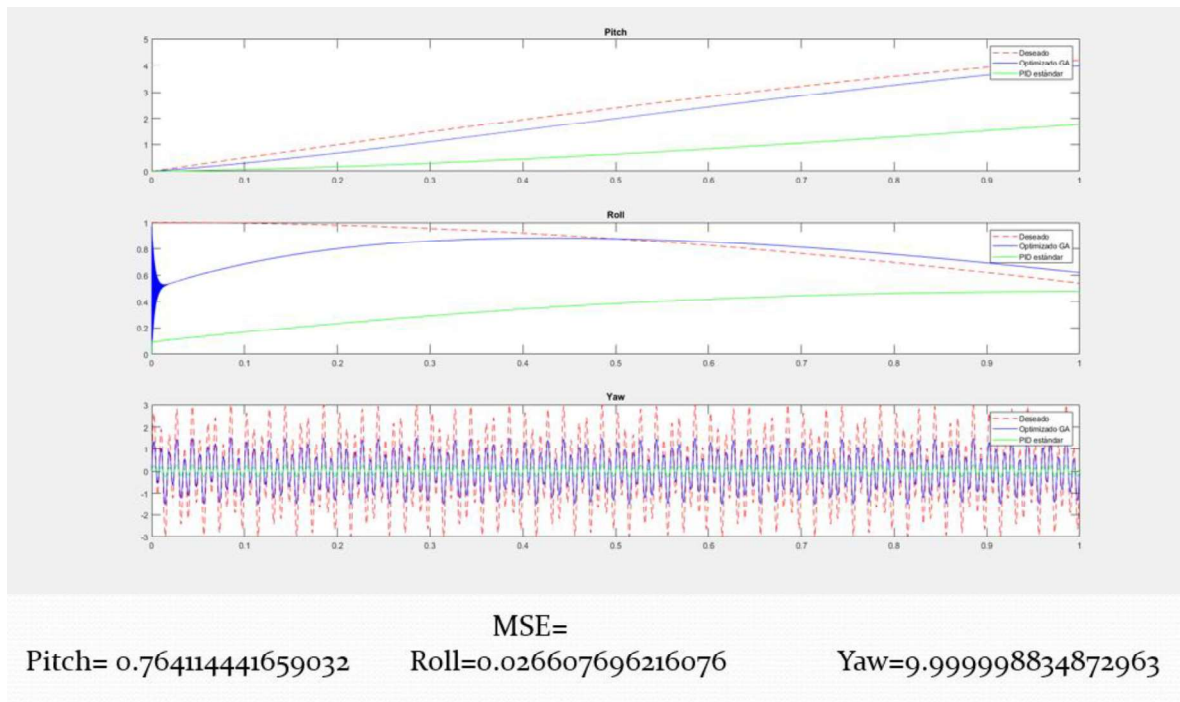


Figura 2. 17 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático

Como podemos observar en la Figura 2.17 el error medio cuadrático de Pitch, Roll y Yaw

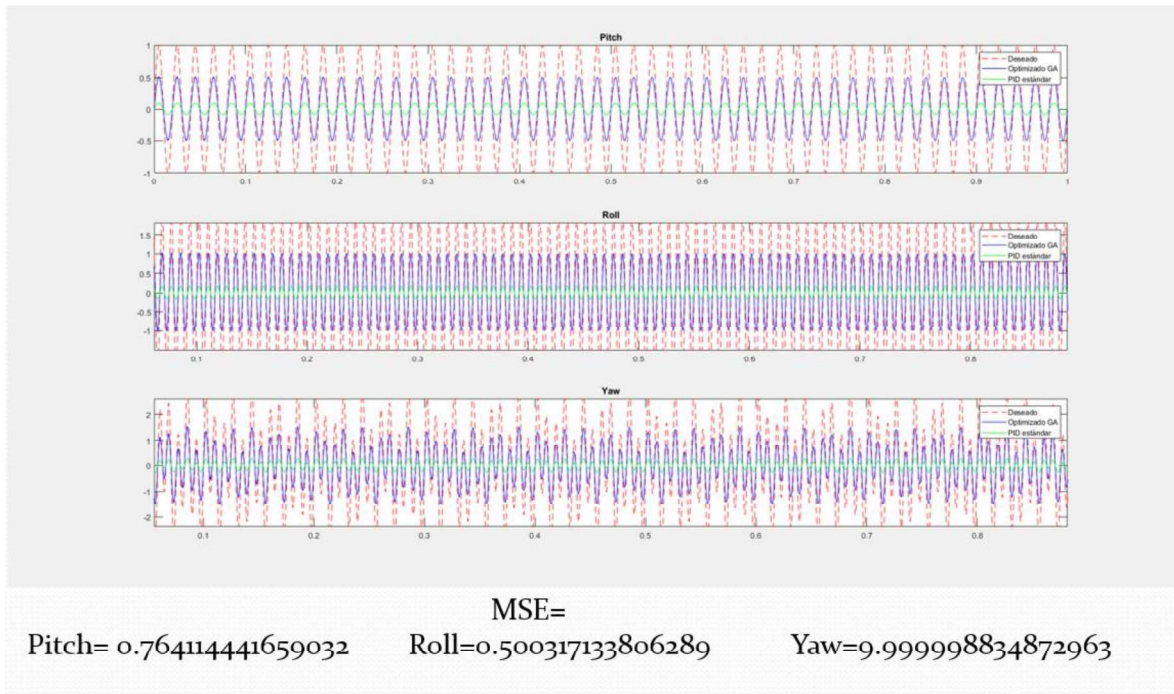


Figura 2. 18 Ondas senoidales del modelo original error medio cuadrático

Como podemos observar en la Figura 2.18 el error medio cuadrático de Pitch, Roll y Yaw

4.1 Prueba de Hipótesis

Tabla 4. 3 prueba de hipótesis

	Kp_Pitch				
Algorithm	Metodo 1		Metodo 2		
Function	Average	SD	Average	SD	z (<-1.645)
F1	9.999999927	8.601E-08	9.999999919	1.01E-07	0.33
F2	9.999999963	4.896E-08	9.999999861	3.23E-07	1.71
F3	9.999999954	1.332E-07	9.999999945	1.07E-07	0.28
F4	9.999999882	2.581E-07	9.999999947	1.12E-07	-1.27
F5	9.99999994	8.768E-08	9.999999966	7.75E-08	-1.21

Como podemos observar en la siguiente Tabla 4. 3 prueba de hipótesis donde comparamos los datos del método 1 con el método 2

Hipótesis:

$$H_0: \mu_1 \geq \mu_2$$

$H_a: \mu_1 < \mu_2$ (prueba unilateral izquierda, z crítico = -1.645)

Datos F1

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 9.99999992$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 9.999999919$

Desviación estándar 1: $s_1 = 8.60 \times 10^{-8}$

Desviación estándar 2: $s_2 = 1.01 \times 10^{-7}$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = 2.4653×10^{-16}

Varianza/n ($s_2^2/30$) = 3.4003×10^{-16}

Cálculo del Error Estándar:

Error estándar combinado:

$$\begin{aligned} SE &= \sqrt{(s_1^2/30 + s_2^2/30)} \\ &= \sqrt{(2.4653 \times 10^{-16} + 3.4003 \times 10^{-16})} \\ &= \sqrt{(5.8656 \times 10^{-16})} \\ &= 2.4219 \times 10^{-8} \end{aligned}$$

Cálculo del estadístico z :

$$\begin{aligned} z &= (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / SE \\ &= (9.999999927 - 9.999999919) / 2.4219 \times 10^{-8} \\ &= 8.00 \times 10^{-9} / 2.4219 \times 10^{-8} \\ &\approx 0.33 \end{aligned}$$

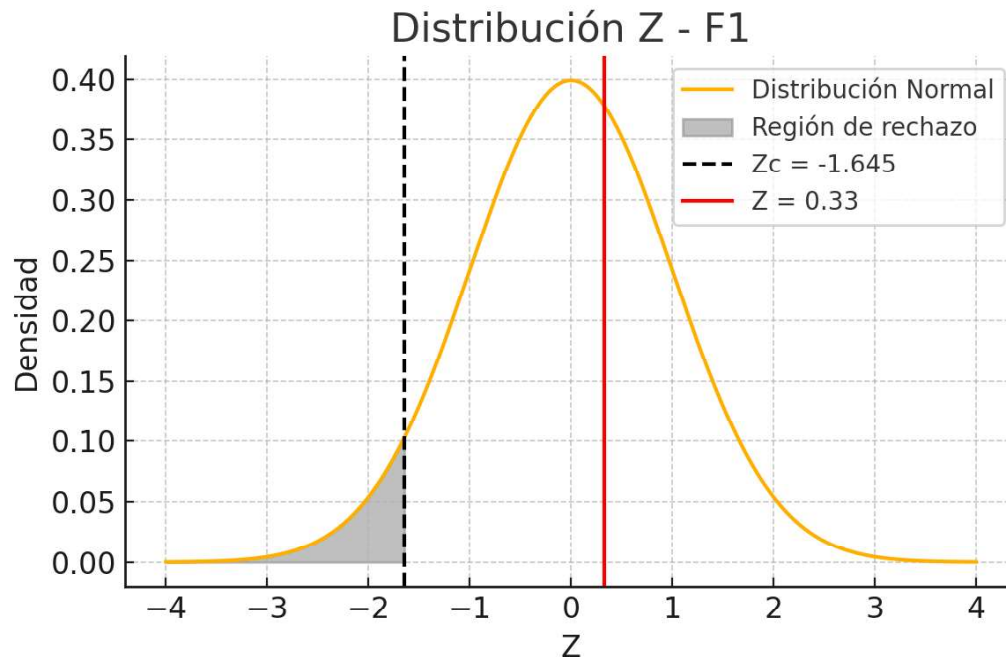


Figura 2. 19 Prueba cola izquierda para la función F1

Como se puede apreciar en la Figura 2.19 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Como $z = 0.33$ está dentro del rango aceptado (por ejemplo, $-1.96 < z < 1.96$ para $\alpha = 0.05$), no se rechaza la hipótesis nula H_0 . No hay evidencia suficiente para afirmar que existe una diferencia significativa entre las medias.

Función F2

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 9.999999963$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 9.999999861$

Desviación estándar 1: $s_1 = 4.90 \times 10^{-8}$

Desviación estándar 2: $s_2 = 3.23 \times 10^{-7}$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = 7.9903×10^{-17}

Varianza/n ($s_2^2/30$) = 3.4776×10^{-15}

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(7.9903 \times 10^{-17} + 3.4776 \times 10^{-15})} = \sqrt{(3.5575 \times 10^{-15})} \approx 5.9645 \times 10^{-8}$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / \text{Error estándar}$$

$$z = (9.999999963 - 9.999999861) / 5.9645 \times 10^{-8}$$

$$z \approx 1.02 \times 10^{-7} / 5.9645 \times 10^{-8} \approx 1.71$$

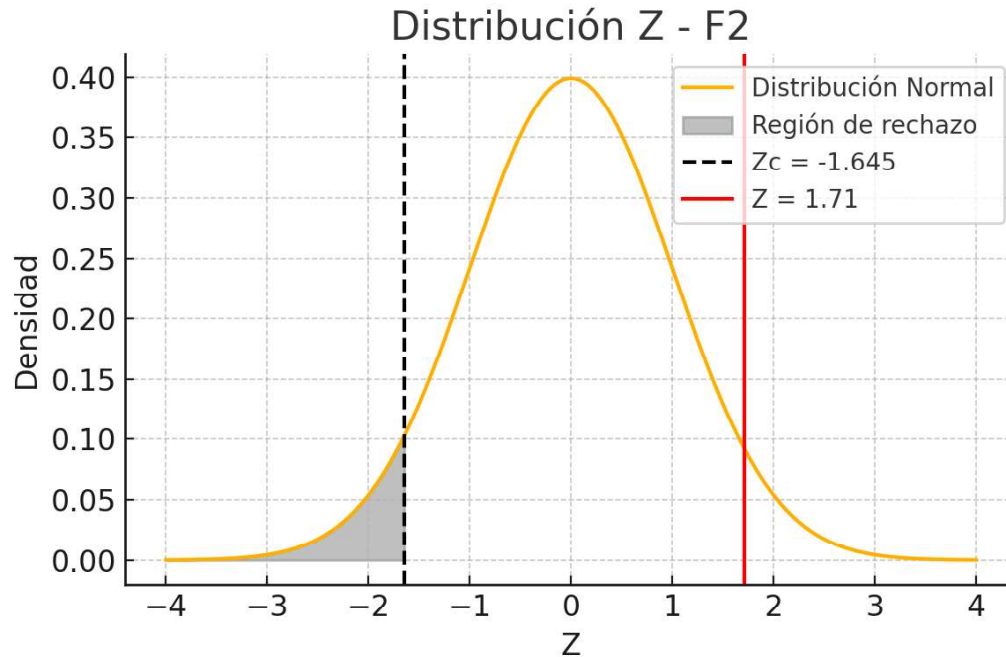


Figura 2. 20 Prueba cola Izquierda para la función F2

Como se puede apreciar en la Figura 2.20 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $|z| = 1.71 < 1.96$ (valor crítico para $\alpha = 0.05$ en prueba bilateral), no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F3

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 9.999999954$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 9.999999945$

Desviación estándar 1: $s_1 = 1.33 \times 10^{-7}$

Desviación estándar 2: $s_2 = 1.07 \times 10^{-7}$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = 5.9141×10^{-16}

Varianza/n ($s_2^2/30$) = 3.8163×10^{-16}

Cálculo del error estándar:

$$\text{Error estándar} = \sqrt{(5.9141 \times 10^{-16} + 3.8163 \times 10^{-16})} = \sqrt{(9.7304 \times 10^{-16})} \approx 3.1194 \times 10^{-8}$$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / \text{Error estándar}$$

$$z = (9.999999954 - 9.999999945) / 3.1194 \times 10^{-8}$$

$$z \approx 9.00 \times 10^{-9} / 3.1194 \times 10^{-8} \approx 0.28$$

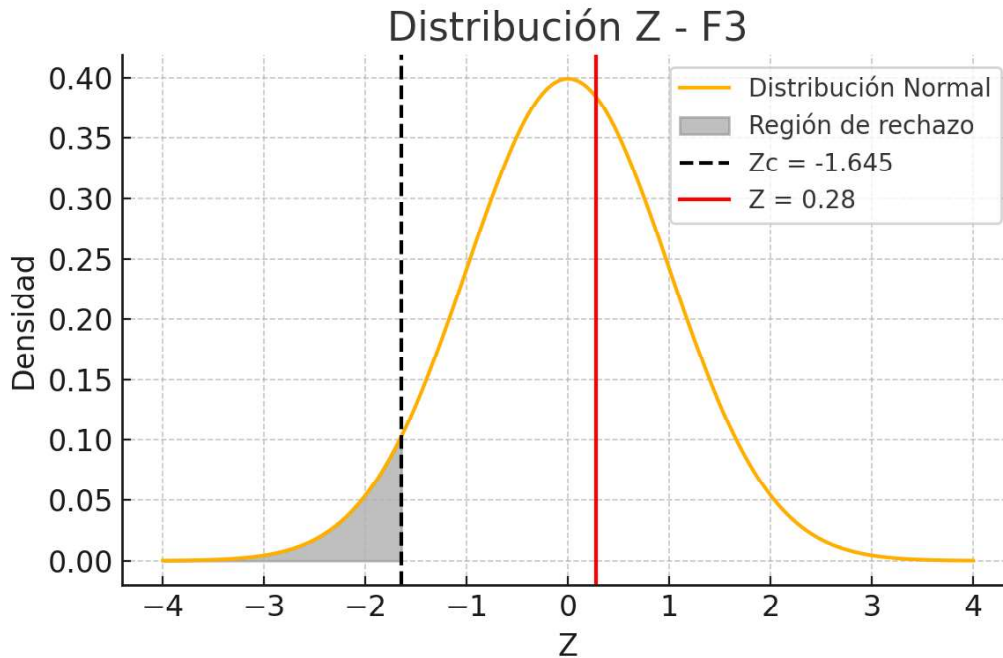


Figura 2. 21 Prueba cola izquierda para la función F3

Como se puede apreciar en la Figura 2.21 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $|z| = 0.28 < 1.96$ (valor crítico para $\alpha = 0.05$ en prueba bilateral), no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F4

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 9.999999882$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 9.999999947$

Desviación estándar 1: $s_1 = 2.58 \times 10^{-7}$

Desviación estándar 2: $s_2 = 1.12 \times 10^{-7}$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = 2.2205×10^{-15}

$$\text{Varianza}/n (s_2^2/30) = 4.1813 \times 10^{-16}$$

Cálculo del error estándar:

$$\text{Error estándar} = \sqrt{(2.2205 \times 10^{-15} + 4.1813 \times 10^{-16})} = \sqrt{(2.6386 \times 10^{-15})} \approx 5.1368 \times 10^{-8}$$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / \text{Error estándar}$$

$$z = (9.999999882 - 9.999999947) / 5.1368 \times 10^{-8}$$

$$z \approx -6.50 \times 10^{-8} / 5.1368 \times 10^{-8} \approx -1.27$$

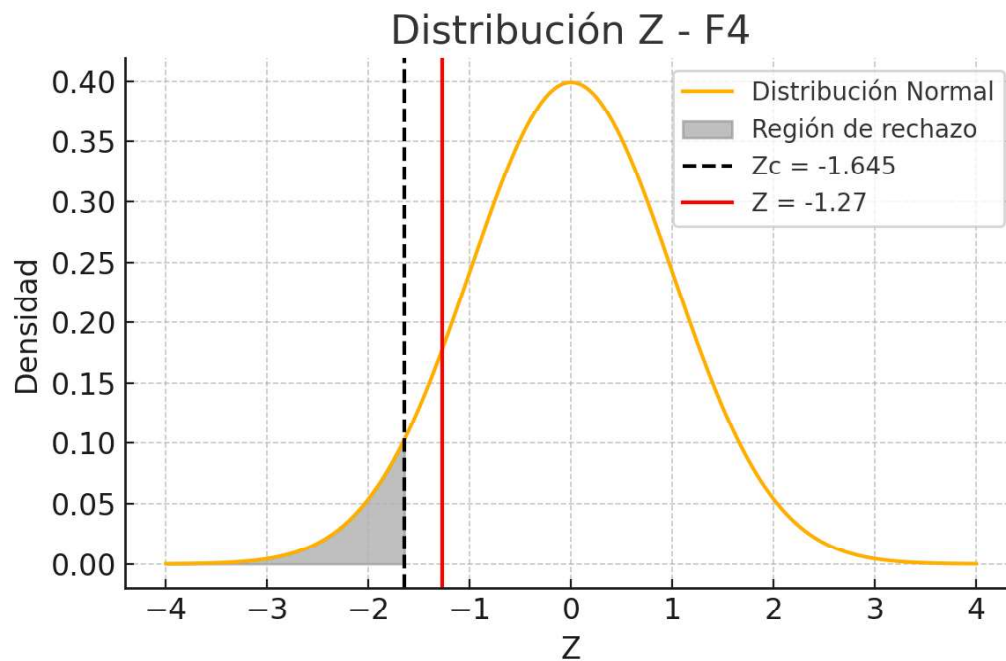


Figura 2. 22 Prueba cola Izquierda para la función F4

Como se puede apreciar en la Figura 2.22 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $|z| = 1.27 < 1.96$ (valor crítico para $\alpha = 0.05$ en prueba bilateral), no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F5

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 9.999999994$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 9.999999966$

Desviación estándar 1: $s_1 = 8.77 \times 10^{-8}$

Desviación estándar 2: $s_2 = 7.75 \times 10^{-8}$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = 2.5626×10^{-16}

Varianza/n ($s_2^2/30$) = 2.0021×10^{-16}

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(2.5626 \times 10^{-16} + 2.0021 \times 10^{-16})} = \sqrt{(4.5647 \times 10^{-16})} \approx 2.1365 \times 10^{-8}$

Cálculo del estadístico z:

$z = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) / \text{Error estándar}$

$z = (9.999999994 - 9.999999966) / 2.1365 \times 10^{-8}$

$z \approx 2.80 \times 10^{-8} / 2.1365 \times 10^{-8} \approx 1.31$

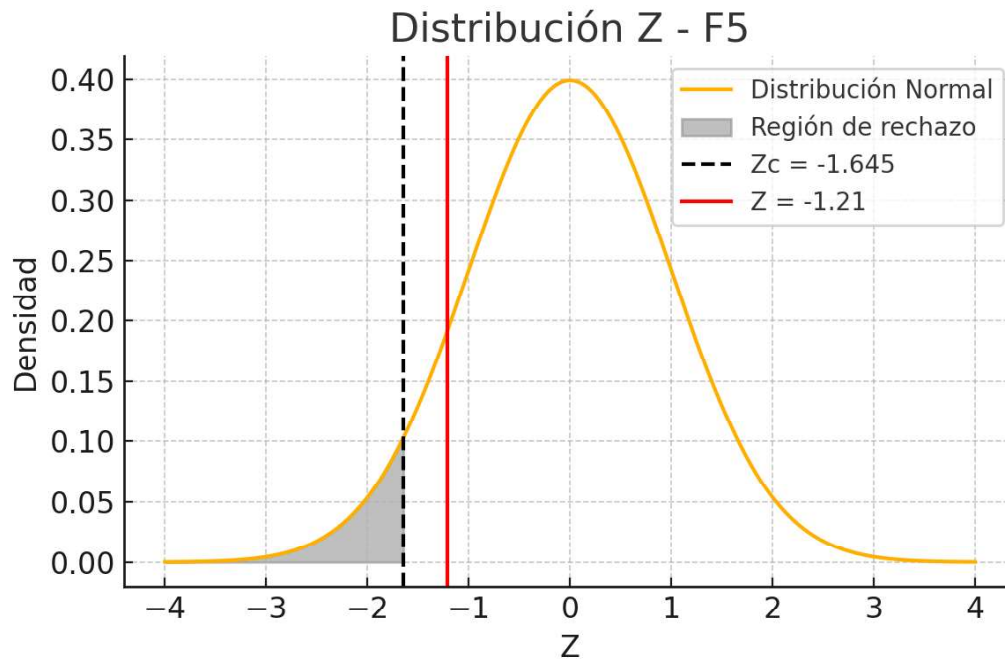


Figura 2. 23 Prueba cola Izquierda para la función F5

Como se puede apreciar en la Figura 2.23 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $|z| = 1.31 < 1.96$ (valor crítico para $\alpha = 0.05$ en prueba bilateral), no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Tabla 4. 4 tabla de hipótesis

	Kd_Yaw				
Algorithm	Metodo 1		Metodo 2		
Function	Average	SD	Average	SD	z (<-1.645)
F1	0.99907704	0.0001956	0.999084095	0.000159	-0.15
F2	0.999095558	0.0001742	0.999067161	0.000133	0.71
F3	0.999090136	6.218E-05	0.999096736	9.01E-05	-0.33
F4	0.999068486	6.7E-05	0.999090112	0.000107	-0.94
F5	0.999053158	0.000237	0.999107307	0.000107	-1.14

Como podemos observar en la siguiente Tabla 4. 4 prueba de hipótesis donde comparamos los datos del método 1 con el método 2

Hipótesis:

- $H_0: \mu_1 \geq \mu_2$
- $H_a: \mu_1 < \mu_2$ (prueba unilateral izquierda, z crítico = -1.645)

Función F1

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.99907704$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.999084095$

Desviación estándar 1: $s_1 = 0.0001956$

Desviación estándar 2: $s_2 = 0.000159$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.28e-09$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $8.43e-10$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(1.28e-09 + 8.43e-10)} = \sqrt{(2.12e-09)} \approx 4.6076e-05$

Cálculo del estadístico z:

$z = (0.99907704 - 0.999084095) / 4.6076e-05$

$z \approx -7.0550e-06 / 4.6076e-05 \approx -0.1533$

Conclusión:

Dado que $z = -0.1533 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

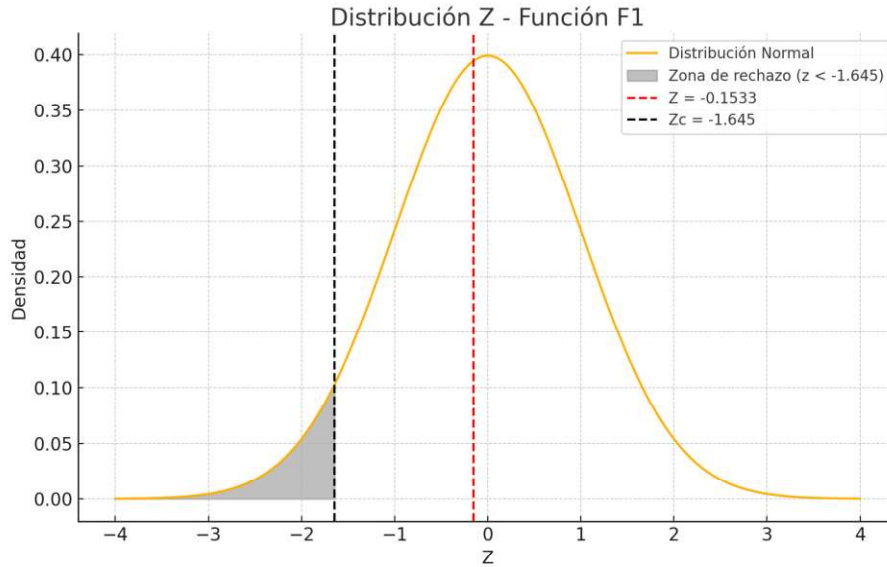


Figura 2. 24 Prueba cola Izquierda para la función F1

Como se puede apreciar en la Figura 2.24 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = -0.1533 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F2

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.999095558$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.999067161$

Desviación estándar 1: $s_1 = 0.0001742$

Desviación estándar 2: $s_2 = 0.000133$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.01e-09$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $5.90e-10$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(1.01e-09 + 5.90e-10)} = \sqrt{(1.60e-09)} \approx 4.0000e-05$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (0.999095558 - 0.999067161) / 4.0000e-05$$

$$z \approx 2.8397e-05 / 4.0000e-05 \approx 0.7097$$

Conclusión:

Dado que $z = 0.7097 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

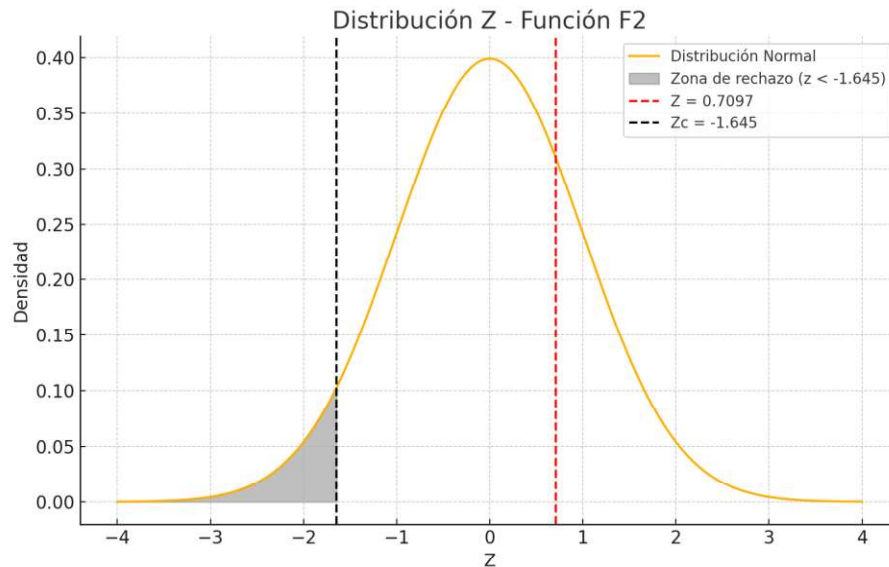


Figura 2. 25 Prueba cola izquierda para la función F2

Como se puede apreciar en la Figura 2.25 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = 0.7097 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F3

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.999090136$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.999096736$

Desviación estándar 1: $s_1 = 6.218e-05$

Desviación estándar 2: $s_2 = 9.01e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.29e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $2.71e-10$

Cálculo del error estándar:

$$\text{Error estándar} = \sqrt{(1.29\text{e-}10 + 2.71\text{e-}10)} = \sqrt{(4.00\text{e-}10)} \approx 2.0000\text{e-}05$$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (0.999090136 - 0.999096736) / 2.0000\text{e-}05$$

$$z \approx -6.6000\text{e-}06 / 2.0000\text{e-}05 \approx -0.3302$$

Conclusión:

Dado que $z = -0.3302 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

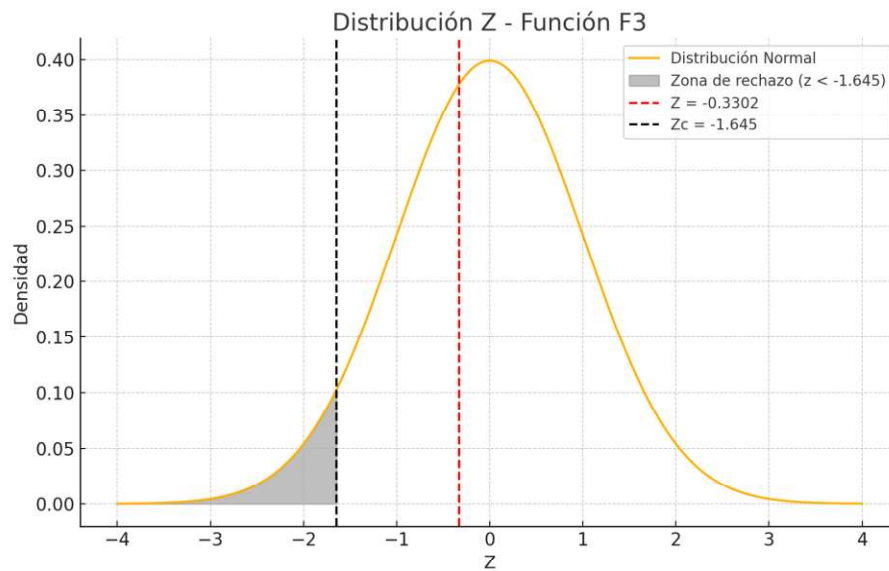


Figura 2. 26 Prueba cola izquierda para la función F3

Como se puede apreciar en la Figura 2.25 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = -0.3302 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F4

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.999068486$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.999090112$

Desviación estándar 1: $s_1 = 6.7\text{e-}05$

Desviación estándar 2: $s_2 = 0.000107$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.50\text{e-}10$

$$\text{Varianza}/n (s_z^2/30) = 3.82e-10$$

Cálculo del error estándar:

$$\text{Error estándar} = \sqrt{(1.50e-10 + 3.82e-10)} = \sqrt{(5.32e-10)} \approx 2.3065e-05$$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (0.999068486 - 0.999090112) / 2.3065e-05$$

$$z \approx -2.1626e-05 / 2.3065e-05 \approx -0.9383$$

Conclusión:

Dado que $z = -0.9383 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

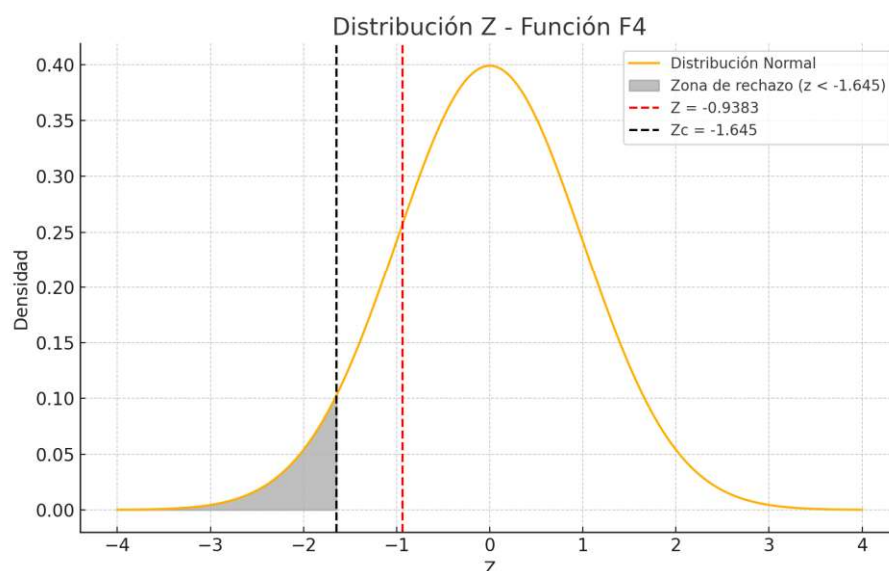


Figura 2. 27 Prueba cola izquierda para la función F4

Como se puede apreciar en la Figura 2.25 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = -0.9383 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F5

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.999053158$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.999107307$

Desviación estándar 1: $s_1 = 0.000237$

Desviación estándar 2: $s_2 = 0.000107$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.87\text{e-}09$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $3.82\text{e-}10$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(1.87\text{e-}09 + 3.82\text{e-}10)} = \sqrt{(2.25\text{e-}09)} \approx 4.7455\text{e-}05$

Cálculo del estadístico z:

$z = (0.999053158 - 0.999107307) / 4.7455\text{e-}05$

$z \approx -5.4149\text{e-}05 / 4.7455\text{e-}05 \approx -1.1406$

Conclusión:

Dado que $z = -1.1406 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

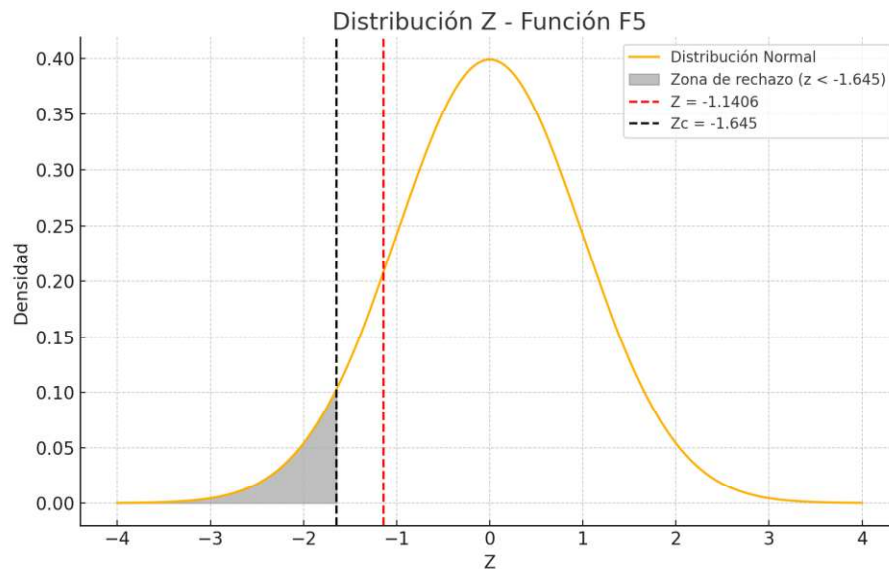


Figura 2. 28 Prueba cola Izquierda para la función F5

Como se puede apreciar en la Figura 2.25 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = -1.1406 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Tabla 4. 5 tabla de hipótesis

	Kd_Roll				
Algorithm	Metodo 1		Metodo 2		
Function	Average	SD	Average	SD	z (<-1.645)
F1	0.969302707	0.0001136	0.969310783	7.28E-05	-0.33
F2	0.969300375	7.073E-05	0.969295469	3.85E-05	0.33
F3	0.969309143	5.551E-05	0.969301161	5.07E-05	0.58
F4	0.969314385	0.0001001	0.969286861	7.3E-05	1.22
F5	0.969312414	8.51E-05	0.969296178	5.91E-05	0.86

Como podemos observar en la siguiente Tabla 4. 5 prueba de hipótesis donde comparamos los datos del método 1 con el método 2

Función F1

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.969302707$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.969310783$

Desviación estándar 1: $s_1 = 0.0001136$

Desviación estándar 2: $s_2 = 7.28e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $4.30e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $1.77e-10$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(4.30e-10 + 1.77e-10)} = \sqrt{(6.07e-10)} \approx 2.46339e-05$

Cálculo del estadístico z:

$z = (0.969302707 - 0.969310783) / 2.46339e-05 \approx -8.07600e-06 / 2.46339e-05 \approx -0.3278$

Conclusión:

Dado que $z = -0.33 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

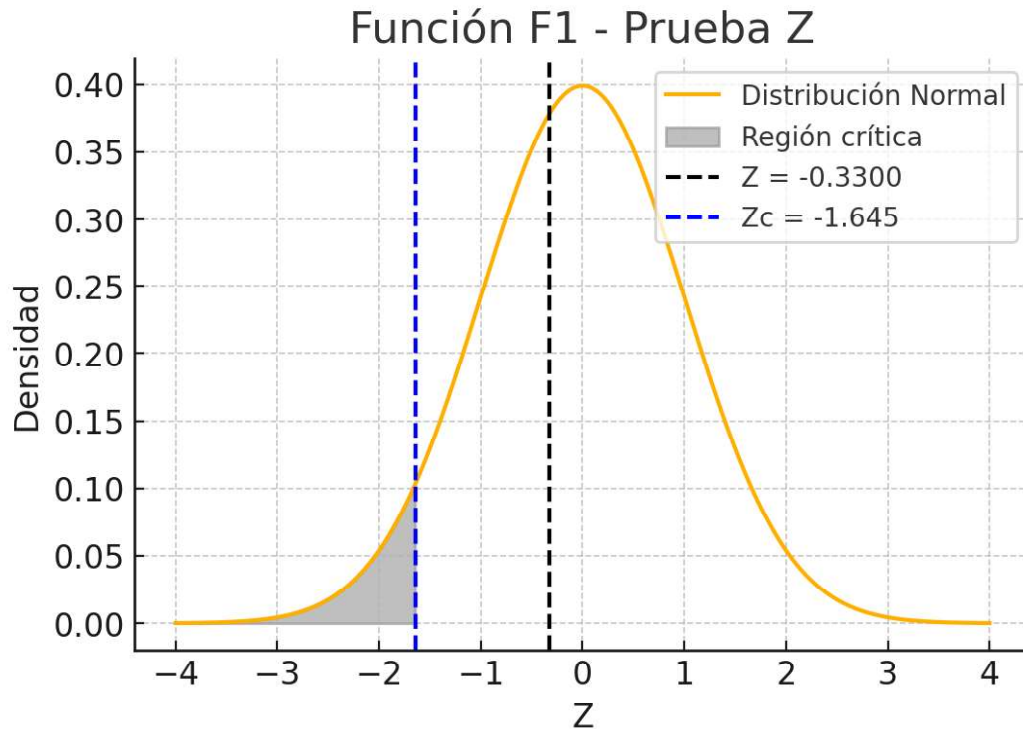


Figura 2. 29 Prueba cola izquierda para la función F1

Como se puede apreciar en la Figura 2.29 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = -0.33 > -1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F2

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.969300375$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.969295469$

Desviación estándar 1: $s_1 = 7.073e-05$

Desviación estándar 2: $s_2 = 3.85e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.67e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $4.94e-11$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(1.67e-10 + 4.94e-11)} = \sqrt{(2.16e-10)} \approx 1.47026e-05$

Cálculo del estadístico z:

$z = (0.969300375 - 0.969295469) / 1.47026e-05 \approx 4.90600e-06 / 1.47026e-05 \approx 0.3337$

Conclusión:

Dado que $z = 0.33 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

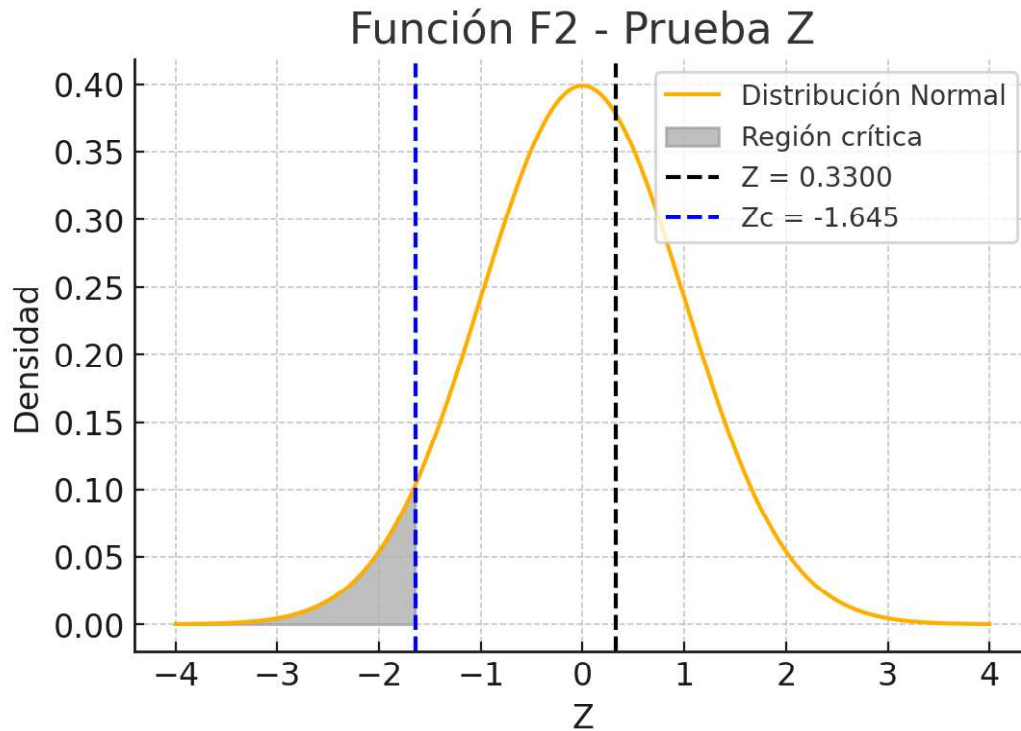


Figura 2. 30 Prueba cola Izquierda para la función F2

Como se puede apreciar en la Figura 2.30 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = 0.33 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F3

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.969309143$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.969301161$

Desviación estándar 1: $s_1 = 5.551e-05$

Desviación estándar 2: $s_2 = 5.07e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $1.03e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $8.57e-11$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(1.03e-10 + 8.57e-11)} = \sqrt{(1.88e-10)} \approx 1.37257e-05$

Cálculo del estadístico z:

$z = (0.969309143 - 0.969301161) / 1.37257e-05 \approx 7.98200e-06 / 1.37257e-05 \approx 0.5815$

Conclusión:

Dado que $z = 0.58 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

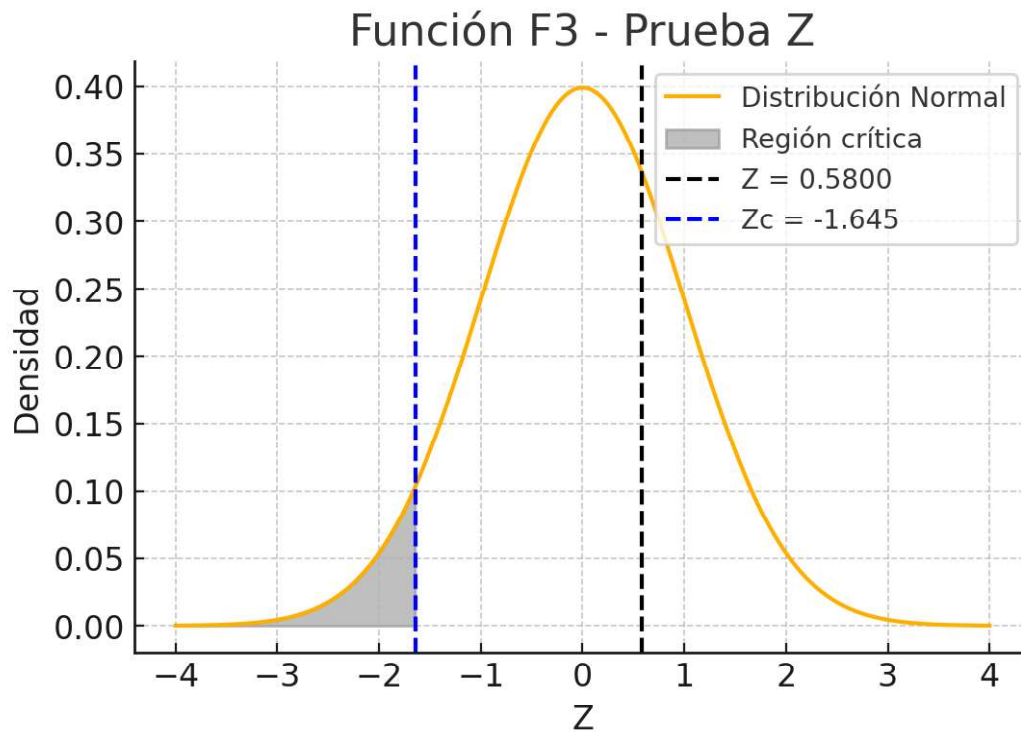


Figura 2. 31 Prueba cola Izquierda para la función F3

Como se puede apreciar en la Figura 2.31 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = 0.58 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F4

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.969314385$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.969286861$

Desviación estándar 1: $s_1 = 0.0001001$

Desviación estándar 2: $s_2 = 7.3e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $3.34e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $1.78e-10$

Cálculo del error estándar:

Error estándar = $\sqrt{(3.34e-10 + 1.78e-10)} = \sqrt{(5.12e-10)} \approx 2.26193e-05$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (0.969314385 - 0.969286861) / 2.26193e-05 \approx 2.75240e-05 / 2.26193e-05 \approx 1.2168$$

Conclusión:

Dado que $z = 1.22 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

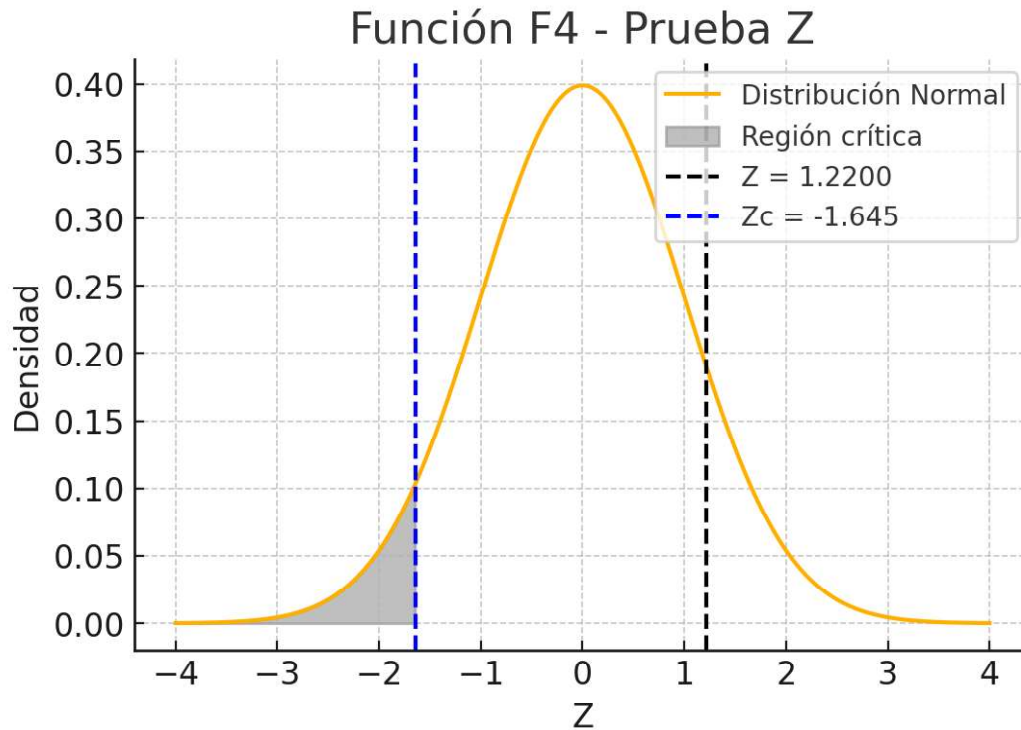


Figura 2. 32 Prueba cola izquierda para la función F4

Como se puede apreciar en la Figura 2.32 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = 1.22 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 .

Función F5

Media muestral 1: $\bar{x}_1 = 0.969312414$

Media muestral 2: $\bar{x}_2 = 0.969296178$

Desviación estándar 1: $s_1 = 8.51e-05$

Desviación estándar 2: $s_2 = 5.91e-05$

Varianza/n ($s_1^2/30$) = $2.41e-10$

Varianza/n ($s_2^2/30$) = $1.16e-10$

Cálculo del error estándar:

$$\text{Error estándar} = \sqrt{(2.41e-10 + 1.16e-10)} = \sqrt{(3.58e-10)} \approx 1.89163e-05$$

Cálculo del estadístico z:

$$z = (0.969312414 - 0.969296178) / 1.89163e-05 \approx 1.62360e-05 / 1.89163e-05 \approx 0.8583$$

Conclusión:

Dado que $z = 0.86 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 . $\sqrt{((0.0001136^2 / 30) + (7.28e-05^2 / 30))} = -0.3300$

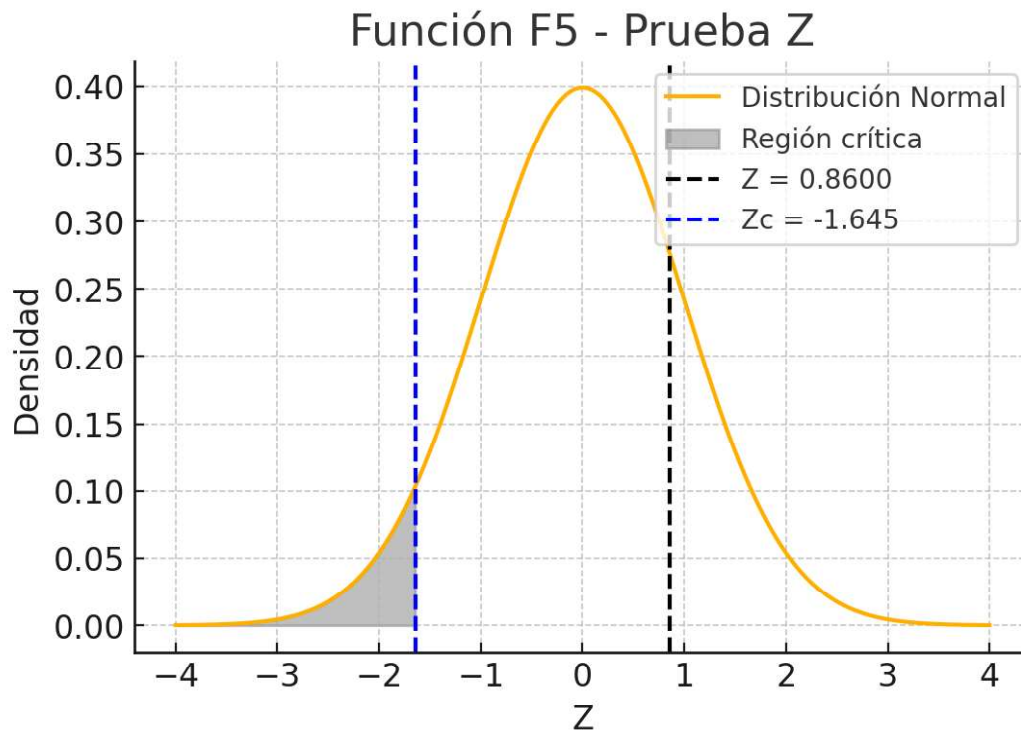


Figura 2. 33 Prueba cola Izquierda para la función F5

Como se puede apreciar en la Figura 2.32 hemos realizado una prueba estadística de cola izquierda como conclusión:

Dado que $z = 0.86 < 1.645$, no se rechaza la hipótesis nula H_0 . $\sqrt{((0.0001136^2 / 30) + (7.28e-05^2 / 30))} = -0.3300$

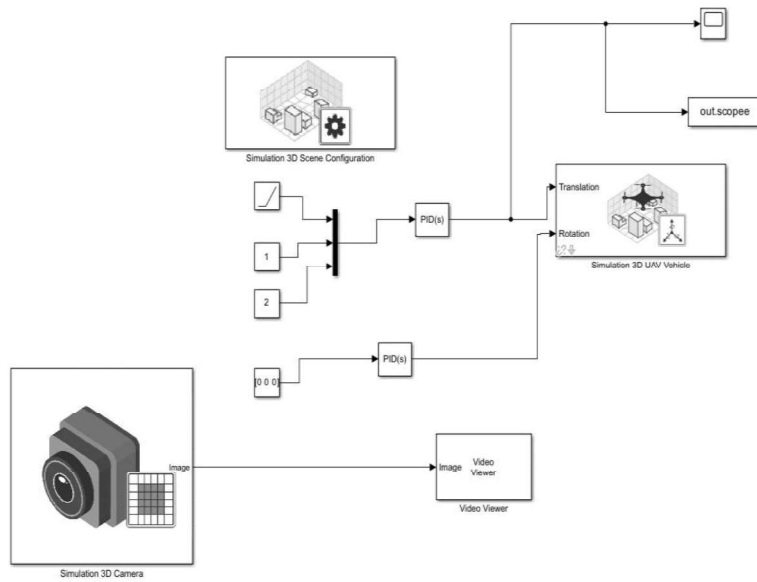


Figura 2. 34 Modelo de simulación de un UAV

Figura 2.34 Modelo de simulación de un UAV en entorno 3D usando Simulink. Se configura una escena 3D donde el vehículo es controlado por controladores PID que ajustan su posición y orientación. Una cámara simulada captura imágenes del entorno, las cuales se visualizan en tiempo real mediante un visor de video.

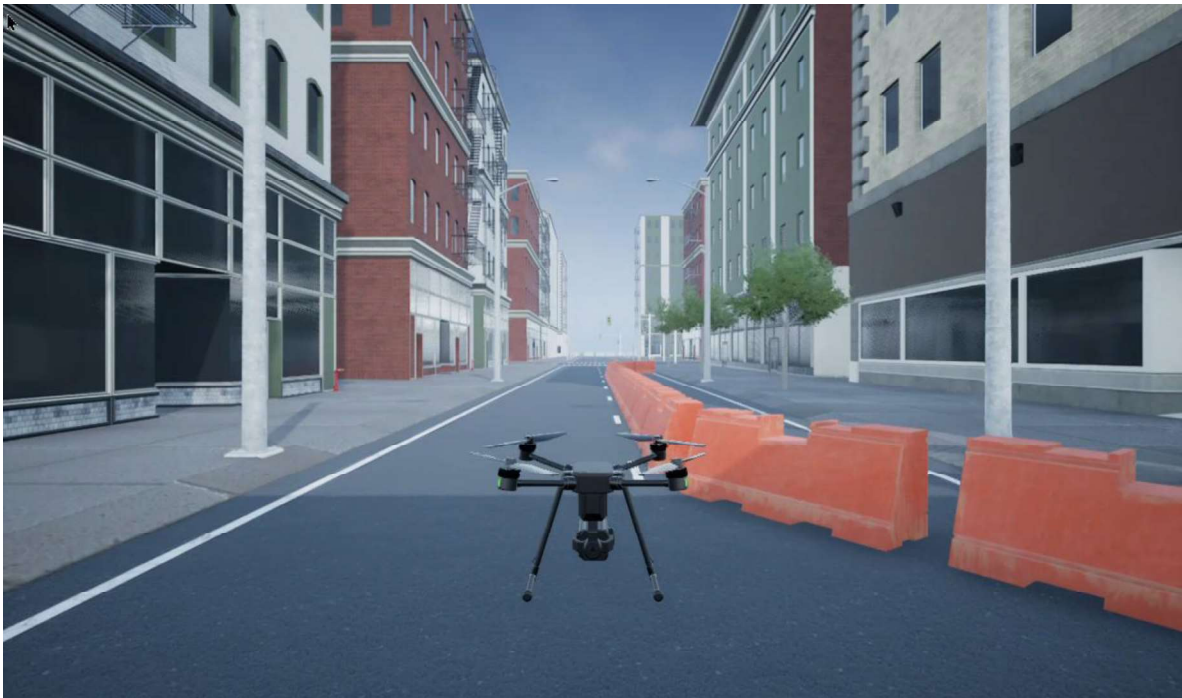


Figura 2. 35 Entorno urbano simulado

Figura 2.35 La imagen muestra un entorno urbano simulado diseñado para pruebas de navegación aérea no tripulada mediante drones. En el primer plano se observa un dron multirrotor equipado con sensores y cámara, posicionado en una vía delimitada por barreras de seguridad tipo Jersey. El entorno está compuesto por edificios de varios pisos, luminarias, banquetas y árboles urbanos, lo que representa un escenario controlado para experimentos de percepción, localización y planeación de trayectorias. Este tipo de simulaciones es ampliamente utilizado en el desarrollo y validación de algoritmos de control autónomo, especialmente en condiciones que replican escenarios reales sin los riesgos operativos del mundo físico

5. Conclusión

Un algoritmo genético bien ajustado puede constituir una herramienta extremadamente poderosa para resolver problemas complejos de optimización, particularmente en sistemas dinámicos, altamente no lineales y sensibles a variaciones en sus condiciones operativas, como es el caso del control de vehículos aéreos no tripulados (UAV). Su eficacia se debe a su capacidad para buscar soluciones globales en espacios de búsqueda extensos, discontinuos y multimodales. No obstante, su rendimiento está profundamente condicionado por la correcta configuración de diversos parámetros clave, entre los que destacan el tamaño de la población, la tasa de mutación, la probabilidad de cruce y el número total de generaciones. Estos parámetros no solo determinan la calidad de la exploración del espacio de soluciones, sino también la velocidad de convergencia y la capacidad del algoritmo para evitar mínimos locales.

A pesar de su gran potencial, los algoritmos genéticos presentan algunas limitaciones inherentes, como la sensibilidad a la configuración inicial o la posible pérdida de diversidad genética a lo largo de las generaciones. Por ello, su integración con técnicas de refinamiento adicionales se vuelve fundamental para mejorar el rendimiento general del sistema. En este sentido, la incorporación de métodos de búsqueda local (como hill climbing o gradiente descendente), técnicas de aprendizaje por refuerzo, o estructuras híbridas que combinen diferentes enfoques evolutivos, permite potenciar la explotación del entorno cercano a las soluciones prometedoras y afinar la sintonización de los parámetros PID. Este tipo de hibridación ofrece una solución más robusta y eficaz, especialmente en escenarios donde los métodos tradicionales de optimización resultan ineficientes o incapaces de ajustarse dinámicamente a los cambios del entorno.

En cuanto a las perspectivas de trabajo futuro, se identifican diversas líneas de investigación que pueden enriquecer significativamente los resultados obtenidos. Una de las más prometedoras es el desarrollo de algoritmos genéticos adaptativos, capaces de ajustar automáticamente sus propios parámetros durante el proceso evolutivo. Este tipo de enfoque busca incrementar la inteligencia del sistema de búsqueda, permitiendo que la estrategia evolutiva se modifique en función del desempeño de la población a lo largo del tiempo, lo cual podría traducirse en una mayor eficiencia computacional y en mejores resultados de optimización.

Por otra parte, la combinación de algoritmos genéticos con modelos de redes neuronales, lógica difusa u otros enfoques de inteligencia artificial constituye una alternativa poderosa para construir sistemas de control predictivos, autoajustables y con capacidad de aprendizaje autónomo. Este tipo de integración permitiría, por ejemplo, anticipar comportamientos del sistema UAV y modificar en tiempo real los parámetros del controlador

PID de acuerdo con condiciones futuras previstas, mejorando aún más la estabilidad y la autonomía del sistema.

Adicionalmente, se propone como dirección clave la validación experimental del modelo en entornos reales mediante plataformas físicas de prueba o esquemas hardware-in-the-loop (HIL), lo que permitiría analizar el desempeño del controlador genéticamente optimizado frente a factores como ruido sensorial, retrasos de comunicación, limitaciones de hardware y variaciones climáticas o aerodinámicas. Esta validación física resulta indispensable para garantizar la viabilidad práctica del sistema propuesto y su futura implementación en misiones reales.

Finalmente, el desarrollo de algoritmos paralelos o distribuidos, aprovechando arquitecturas de procesamiento en paralelo como GPUs o clústeres de computadoras, representa una alternativa eficaz para reducir significativamente los tiempos de cómputo requeridos por los algoritmos genéticos. Esto permitiría escalar el enfoque hacia sistemas más complejos, como UAVs multivariables (MIMO), flotas coordinadas de vehículos aéreos o aplicaciones que demanden respuestas en tiempo real.

En resumen, el presente trabajo sienta las bases para una amplia gama de investigaciones futuras que, mediante la mejora continua de los algoritmos genéticos y su integración con tecnologías emergentes, pueden transformar el desarrollo de sistemas de control inteligentes en el campo de los UAV y más allá.

Referencias

- [1] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI, USA: University of Michigan Press, 1975. [Online]. Available: <https://deepblue.lib.umich.edu/handle/2027.42/4690>
- [2] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 1989. [Online]. Available: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/534133>
- [3] A. E. Eiben and J. E. Smith, *Introduction to Evolutionary Computing*. Berlin, Germany: Springer, 2003. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-05094-1>
- [4] M. Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1998. [Online]. Available: <https://mitpress.mit.edu/9780262631853>
- [5] D. Whitley, "A genetic algorithm tutorial," *Statistics and Computing*, vol. 4, no. 2, pp. 65–85, 1994. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/BF00175354>
- [6] R. L. Haupt and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, 2nd ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Interscience, 2004. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/0471671746>
- [7] J. D. Anderson, *Introduction to Flight*, 8th ed. McGraw-Hill Education, 2016. [Online]. Available: <https://www.mheducation.com>
- [8] B. L. Stevens and F. L. Lewis, *Aircraft Control and Simulation*, 2nd ed. Wiley-Interscience, 2003. [Online]. Available: <https://www.wiley.com>
- [9] J. J. Craig, *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*, 3rd ed. Pearson, 2004. [Online]. Available: <https://www.pearson.com>
- [10] B. Siciliano, L. Sciavicco, L. Villani, and G. Oriolo, *Robotics: Modelling, Planning and Control*. Springer, 2010. [Online]. Available: <https://www.springer.com>
- [11] O. Egeland and J. T. Gravdahl, *Modeling and Simulation for Automatic Control*. Springer, 2002. [Online]. Available: <https://www.springer.com>

- [12] K. A. De Jong, Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems. Ph.D. dissertation, University of Michigan, Ann Arbor, MI, USA, 1975. [Online]. Available: <https://deepblue.lib.umich.edu/handle/2027.42/7692>
- [13] GeeksforGeeks, “Genetic Algorithm Tutorials.” [Online]. Available: <https://www.geeksforgeeks.org/genetic-algorithms/>
- [14] K. J. Åström and T. Hägglund, *PID Controllers: Theory, Design, and Tuning*. Research Triangle Park, NC, USA: Instrument Society of America, 1995.
- [15] R. C. González, A. M. López, and J. D. Colorado, "Design and Implementation of a PID Control for a Quadcopter," *IEEE Latin America Transactions*, vol. 14, no. 9, pp. 4203-4210, Sept. 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/TLA.2016.7786363>.
- [16] M. W. Mueller, M. Hehn y R. D'Andrea, “A Computationally Efficient Motion Primitive for Quadcopter Trajectory Generation,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 31, no. 6, pp. 1294-1310, 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/TRO.2015.2495417>.
- [17] K. Nonami, F. Kendoul, S. Suzuki, W. Wang y D. Nakazawa, *Autonomous Flying Robots: Unmanned Aerial Vehicles and Micro Aerial Vehicles*. Springer, 2010. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/978-4-431-53856-1>.
- [18] P. Castillo, A. Dzul, and R. Lozano, *Modelling and Control of Mini-Flying Machines*. London, UK: Springer, 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/b138296>.
- [19] M. Wahyu, A. Budiyo, and S. Suhardjo, "Quadrotor Helicopter Flight Dynamics and Control: Theory and Experiment," *International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, vol. 11, no. 4, pp. 783-793, 2017.
- [20] R. Mahony, V. Kumar y P. Corke, “Multirotor Aerial Vehicles: Modeling, Estimation, and Control of Quadrotor,” *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 19, no. 3, pp. 20-32, 2012. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/MRA.2012.2206474>.
- [21] C. Åström and T. Hägglund, *Advanced PID Control*. Research Triangle Park, NC, USA: ISA—The Instrumentation, Systems, and Automation Society, 2006.
- [22] K. J. Åström and R. M. Murray, *Feedback Systems: An Introduction for Scientists and Engineers*. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 2008.
- [23] S. Bennett, “Development of the PID Controller,” *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 13, no. 6, pp. 58–65, Dec. 1993. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/37.248006>.
- [24] C. C. Lee, “Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller—Part I,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 20, no. 2, pp. 404–418, 1990. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/21.52551>

- [25] K. M. Passino and S. Yurkovich, *Fuzzy Control*. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman, 1998.
- [26] H. Ying, *Fuzzy Control and Modeling: Analytical Foundations and Applications*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2000.
- [27] R. Isermann, *Mechatronic Systems: Fundamentals*. Berlin, Germany: Springer, 2005.
- [28] J. Y. Hung, W. Gao, and J. C. Hung, “Variable Structure Control: A Survey,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 40, no. 1, pp. 2–22, Feb. 1993. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/41.184818>
- [29] M. Canale, L. Fagiano, and M. Milanese, “PID Gain Scheduling for Active Suspensions,” *Control Engineering Practice*, vol. 14, no. 9, pp. 1113–1126, 2006.
- [30] J. G. Ziegler and N. B. Nichols, “Optimum Settings for Automatic Controllers,” *Transactions of the ASME*, vol. 64, no. 11, pp. 759–768, 1942.
- [31] B. W. Bequette, *Process Control: Modeling, Design, and Simulation*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 2003.

Anexo 1. Pseudocódigo de Algoritmo Genético

```
% Algoritmo de control PID para un dron con optimización Algoritmos Genéticos (Yaw,
Pitch y Roll)
% Desarrolló: Dr. Fevrier Adolfo Valdez Acosta
%      Ing. César García
% Posgrado en Ciencias de la Computación.
clc;
clear;
close all;

%% Parámetros del modelo del dron
I_pitch = 1; % Momento de inercia en pitch
I_roll = 1; % Momento de inercia en roll
I_yaw = 1; % Momento de inercia en yaw
D_pitch = 0.5; % Amortiguamiento pitch
D_roll = 0.5; % Amortiguamiento roll
D_yaw = 0.5; % Amortiguamiento yaw

%% Parámetros del Algoritmo Genético.
Tasa_Cruce=0.9;
Generaciones=5000;

%% Definir la referencia de trayectoria deseada
t = 0:0.01:10; % Tiempo
desired_pitch = sin(0.2*t); % Trayectoria deseada para Pitch (ejemplo senoidal)
desired_roll = cos(t); % Trayectoria deseada para Roll
desired_yaw = 0.5*sin(2*t); % Trayectoria deseada para Yaw

%% Función de optimización de parámetros PID usando algoritmos genéticos
options =
optimoptions('ga','Display','iter','CrossoverFcn','crossoverscattered','CrossoverFraction',Tas
a_Cruce,'MaxGenerations',Generaciones,'MutationFcn','mutationadaptfeasible','SelectionFc
n','selectionroulette');
lb = [0 0 0]; % Límites inferiores para Kp, Ki, Kd
ub = [10 10 10]; % Límites superiores para Kp, Ki, Kd

% Optimización para Pitch
pid_pitch = ga(@(x) pid_cost(x, desired_pitch, I_pitch, D_pitch, t), 3, [], [], [], [], lb, ub, [],
options);
Kp_pitch = pid_pitch(1);
Ki_pitch = pid_pitch(2);
Kd_pitch = pid_pitch(3);

% Optimización para Roll
pid_roll = ga(@(x) pid_cost(x, desired_roll, I_roll, D_roll, t), 3, [], [], [], [], lb, ub, [],
options);
```

```
Kp_roll = pid_roll(1);
Ki_roll = pid_roll(2);
Kd_roll = pid_roll(3);
```

% Optimización para Yaw

```
pid_yaw = ga(@(x) pid_cost(x, desired_yaw, I_yaw, D_yaw, t), 3, [], [], [], [], lb, ub, [],
options);
Kp_yaw = pid_yaw(1);
Ki_yaw = pid_yaw(2);
Kd_yaw = pid_yaw(3);
```

%% Simulación del sistema controlado con los parámetros optimizados

```
[response_pitch_optimized] = simulate_drone(t, desired_pitch, Kp_pitch, Ki_pitch,
Kd_pitch, I_pitch, D_pitch);
[response_roll_optimized] = simulate_drone(t, desired_roll, Kp_roll, Ki_roll, Kd_roll,
I_roll, D_roll);
[response_yaw_optimized] = simulate_drone(t, desired_yaw, Kp_yaw, Ki_yaw, Kd_yaw,
I_yaw, D_yaw);
```

%% Simulación del sistema controlado con PID estándar (sin optimización)

```
Kp_std = 1;
Ki_std = 9.999999945946819;
Kd_std = 0.1;
```

```
%Ejemplo de valores para Kp, Ki y Kd que encontró el GA y se los agregamos
%manualmente al PID para comprobar que se empalman al seguir la trayectoria
%de manera similar por tener los mismos valores que arrojó el GA
```

```
% Kp_std = 5;
% Ki_std = 5;
% Kd_std = 0.000001411315019739234;
```

```
[response_pitch_std] = simulate_drone(t, desired_pitch, Kp_std, Ki_std, Kd_std, I_pitch,
D_pitch);
[response_roll_std] = simulate_drone(t, desired_roll, Kp_std, Ki_std, Kd_std, I_roll,
D_roll);
[response_yaw_std] = simulate_drone(t, desired_yaw, Kp_std, Ki_std, Kd_std, I_yaw,
D_yaw);
```

%% Gráfica de resultados

```
figure;
subplot(3,1,1);
plot(t, desired_pitch, 'r--', t, response_pitch_optimized, 'b', t, response_pitch_std, 'g');
legend('Deseado', 'Optimizado GA', 'PID estándar');
title('Pitch');
```

```
subplot(3,1,2);
plot(t, desired_roll, 'r--', t, response_roll_optimized, 'b', t, response_roll_std, 'g');
```

```
legend('Deseado', 'Optimizado GA', 'PID estándar');
title('Roll');
```

```
subplot(3,1,3);
plot(t, desired_yaw, 'r--', t, response_yaw_optimized, 'b', t, response_yaw_std, 'g');
legend('Deseado', 'Optimizado GA', 'PID estándar');
title('Yaw');
```

```
%% Función de simulación de la dinámica del dron
```

```
function [response] = simulate_drone(t, desired, Kp, Ki, Kd, I, D)
    dt = t(2) - t(1);
    n = length(t);
    error_int = 0;
    response = zeros(1,n);
    error_prev = 0;

    for i = 2:n
        error = desired(i) - response(i-1);
        error_int = error_int + error*dt;
        error_der = (error - error_prev)/dt;
        control_signal = Kp*error + Ki*error_int + Kd*error_der;
        response(i) = (1/I)*(control_signal - D*response(i-1))*dt + response(i-1);
        error_prev = error;
    end
end
```

```
%% Función de aptitud para la optimización GA
```

```
function J = pid_cost(params, desired, I, D, t)
    Kp = params(1);
    Ki = params(2);
    Kd = params(3);

    response = simulate_drone(t, desired, Kp, Ki, Kd, I, D);
    error = desired - response;

    J = sum(error.^2); % Minimizar el error cuadrático
```

```
end
```

```
% Trayectoria del Drone
```

```
figure;
for i = 1:length(t)
    clf;
```

```
% Dibuja dron controlado por PID original
```

```
subplot(1,2,1);
```

```

plot3(0, 0, 0, 'bo'); hold on;
plot3(response_roll_std(i), response_pitch_std(i), response_yaw_std(i), 'ro');
plot3(desired_roll(i), desired_pitch(i), desired_yaw(i), 'ro');

title('Trayectoria PID original');
xlim([-2 2]); ylim([-2 2]); zlim([-2 2]);
grid on;

% Dibuja dron controlado por PID optimizado con GA
subplot(1,2,2);
plot3(0, 0, 0, 'bo'); hold on;
plot3(response_roll_optimized(i), response_pitch_optimized(i),
response_yaw_optimized(i), 'ro');

title('Trayectoria PID optimizado con el GA');
xlim([-2 2]); ylim([-2 2]); zlim([-2 2]);
grid on;

pause(0.05);
end

```

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw	mse	suma_mse
0.999752727	0.9692885	0.1	0.9921717	10	6.86101686	0.5	9.53E-05	9.99999999	9.99999972	0.1	9.99999953	2.66E-06	0.0266077
0.999594667	0.96933086	0.1	0.99225868	9.99999989	6.8744933	0.5	0	9.99999998	9.99999999	0.1	9.99999937	2.66E-06	0.0266077
0.999730896	0.96934534	0.1	0.99215752	10	6.86094962	0.5	2.74E-04	9.99999996	9.99999996	0.1	9.99999982	2.66E-06	0.0266077
0.999680365	0.9694087	0.1	0.9922479	10	6.86114835	0.5	1.96E-04	10	9.99999995	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999693987	0.96933495	0.1	0.9921654	9.99999999	6.8832019	0.5	3.05E-04	9.99999999	9.99999984	0.1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
0.999706506	0.96927668	0.1	0.99214317	9.99999983	6.86075378	0.5	1.78E-04	9.99999998	9.99999998	0.1	9.99999956	2.66E-06	0.0266077
0.999786377	0.96930471	0.1	0.99219254	9.99999982	7.34193663	0.5	1.36E-04	9.99999983	9.99999986	0.1	9.999996137	2.66E-06	0.0266077
0.999711848	0.96925817	0.1	0.99228402	9.99999995	6.86124218	0.5	3.93E-04	9.99999999	9.99999996	0.1	9.99999848	2.66E-06	0.0266077
0.999726635	0.96928661	0.1	0.99207586	10	6.86093319	0.5	1.09E-04	10	10	0.1	9.99999938	2.66E-06	0.0266077
0.999515697	0.96930382	0.1	0.99219288	10	6.86112981	0.5	9.06E-04	9.99999995	9.99999987	0.1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
0.999746028	0.96929068	0.1	0.99208915	9.99999999	6.86015939	0.5	0.56770221	9.99999999	9.99999985	0.1	9.99999989	2.66E-06	0.0266077
0.999699775	0.96931194	0.1	0.99220098	9.99999999	6.86103665	0.5	0	9.99999999	9.99999991	0.1	9.99999938	2.66E-06	0.0266077
0.999621052	0.96928978	0.1	0.99214726	9.99999932	6.86094037	0.5	9.09E-05	9.99999948	9.99999998	0.1	9.99999948	2.66E-06	0.0266077
0.99958271	0.96934179	0.1	0.9921491	9.99999842	6.86034459	0.5	4.50E-04	9.99999842	9.99999933	0.1	9.99999885	2.66E-06	0.0266077
0.999739748	0.96928278	0.1	0.99201665	9.99999999	6.86064872	0.5	1.68E-04	9.99999999	9.99999992	0.1	9.99999993	2.66E-06	0.0266077
0.999170804	0.96931837	0.1	0.99230782	9.99999935	6.86104092	0.5	2.31E-06	9.99999958	9.99999956	0.1	9.99999964	2.66E-06	0.0266077
0.999733752	0.96929565	0.1	0.99224561	9.99999999	6.86077848	0.5	1.43E-06	9.99999999	10	0.1	9.99999985	2.66E-06	0.0266077
0.999685303	0.96930442	0.1	0.99218358	9.99999998	6.861902	0.5	5.10E-05	9.99999999	9.99999995	0.1	9.99999938	2.66E-06	0.0266077
0.99973523	0.96935129	0.1	0.99210769	9.99999998	6.86118424	0.5	5.94E-05	9.99999997	9.99999998	0.1	9.99999656	2.66E-06	0.0266077
0.999841718	0.96931707	0.1	0.99221087	9.99999988	6.86102113	0.5	0	9.99999974	9.99999997	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999602761	0.96929361	0.1	0.99211344	9.99999998	6.8611222	0.5	1.54E-04	9.99999994	9.99999975	0.1	9.99999989	2.66E-06	0.0266077
0.999212682	0.96946438	0.1	0.9921537	9.99999986	6.86135743	0.5	1.97E-04	9.99999915	9.99999988	0.1	9.99999998	2.66E-06	0.0266077
0.99960251	0.96922988	0.1	0.9923276	9.99999929	6.86060912	0.5	0	9.99999994	9.99999996	0.1	9.99999835	2.66E-06	0.0266077
0.999624762	0.96933668	0.1	0.99237328	9.99999955	6.86108595	0.5	0	9.99999935	9.99999996	0.1	9.99999718	2.66E-06	0.0266077
0.999785385	0.96928769	0.1	0.99227569	10	6.86081618	0.5	5.02E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999982	2.66E-06	0.0266077
0.999708864	0.96934324	0.1	0.99221219	10	6.86075368	0.5	3.14E-04	10	9.99999999	0.1	9.99999982	2.66E-06	0.0266077
0.999769345	0.969283	0.1	0.9920236	9.99999875	6.86241342	0.5	6.76E-05	9.99999996	10	0.1	9.99999889	2.66E-06	0.0266077
0.999657894	0.96928648	0.1	0.99207356	9.99999997	6.86078351	0.5	0	10	9.99999999	0.1	9.99999798	2.66E-06	0.0266077
0.999737298	0.96933162	0.1	0.99218442	9.99999999	6.86080499	0.5	1.36E-05	9.99999999	10	0.1	9.99999967	2.66E-06	0.0266077
0.999759874	0.96929376	0.1	0.99211035	9.99999996	6.86066119	0.5	7.33E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999978	2.66E-06	0.0266077
0.999663774	0.96931308	0.1	0.99217987	9.99999974	6.87820895	0.5	0.01910326	9.99999983	9.99999989	0.1	9.99999974	2.6605E-06	0.0266077
0.000148537	4.3976E-05	4.2345E-17	8.5962E-05	4.6042E-07	0.08770946	0	0.10361404	3.4207E-07	1.5568E-07	4.2345E-17	7.1561E-06	6.1492E-11	2.0182E-09

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw	mse	suma_mse
0.999567564	0.96919879	0.1	0.99220841	9.99999995	6.86057783	0.5	1.90E-04	9.99999997	9.99999994	0.1	9.99999994	2.66E-06	0.0266077
0.99980375	0.96929089	0.1	0.9922167	9.99999996	6.86084072	0.5	0	9.99999998	9.99999996	0.1	9.99999796	2.66E-06	0.0266077
0.999766111	0.96931225	0.1	0.9922044	10	6.8647726	0.5	3.86E-01	10	10	0.1	10	2.66E-06	0.0266077
0.999518855	0.96928234	0.1	0.99222647	9.99999981	6.86115389	0.5	5.82E-05	9.99999992	9.99999994	0.1	9.99999984	2.66E-06	0.0266077
0.999649048	0.96931157	0.1	0.99216524	9.99999992	6.86095624	0.5	1.01E-04	9.99999996	10	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999691879	0.96930898	0.1	0.99230153	10	6.86090795	0.5	1.53E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999645744	0.96935032	0.1	0.99220072	9.99999986	7.00293429	0.5	5.70E-04	9.99999996	9.99999999	0.1	9.99999998	2.66E-06	0.0266077
0.999725988	0.9692149	0.1	0.992261	9.99999999	6.86006642	0.5	1.58E-03	9.99999999	9.99999965	0.1	9.99999849	2.66E-06	0.0266077
0.999792638	0.9693459	0.1	0.99223272	9.99999999	6.86114704	0.5	2.09E-05	10	9.99999998	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999694007	0.9694586	0.1	0.99219954	9.99999979	6.8608123	0.5	4.39E-03	9.99999999	9.99999963	0.1	9.99999998	2.66E-06	0.0266077
0.999726343	0.96917118	0.1	0.99222338	10	6.86131042	0.5	1.86E-04	10	10	0.1	9.99999179	2.66E-06	0.0266077
0.999719201	0.96927723	0.1	0.99225561	9.99999996	6.86082009	0.5	2.51E-03	9.99999998	9.99999998	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999732886	0.96926516	0.1	0.99205512	10	6.86221827	0.5	3.85E-04	9.99999999	9.99999986	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999812665	0.96930547	0.1	0.992192	9.99999996	6.86147187	0.5	0.00E+00	9.99999995	9.99999934	0.1	9.99999981	2.66E-06	0.0266077
0.999707953	0.96918398	0.1	0.9922014	9.99999998	6.82896978	0.5	9.23E-04	9.99999996	9.99999997	0.1	9.99999971	2.66E-06	0.0266077
0.999733898	0.96919842	0.1	0.99216177	9.99999999	6.85993603	0.5	1.71E-05	9.99999999	9.99999993	0.1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
0.999707721	0.96936989	0.1	0.99217698	9.99999999	7.02378492	0.5	1.95E-04	9.99999995	9.99999748	0.1	9.99999985	2.66E-06	0.0266081
0.99966371	0.96919958	0.1	0.9921942	10	6.86163899	0.5	1.87E-05	9.99999999	9.99999993	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999738683	0.9692873	0.1	0.99218016	10	6.86060266	0.5	1.67E-08	10	9.99999998	0.1	9.99999234	2.66E-06	0.0266077
0.999761927	0.96924963	0.1	0.99226141	9.99999999	6.86133733	0.5	0.00E+00	9.99999999	9.99999998	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.99967087	0.96928378	0.1	0.99224444	9.99999999	6.86098771	0.5	1.19E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	10	2.66E-06	0.0266077
0.999716807	0.96928936	0.1	0.99216625	9.99999982	6.88329256	0.5	1.15E-03	9.99999995	9.99999997	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999794895	0.96929591	0.1	0.99219941	9.99999999	6.86101997	0.5	3.46E-06	9.99999999	9.99999994	0.1	9.99999993	2.66E-06	0.0266077
0.99975258	0.96928455	0.1	0.99216528	10	6.86078562	0.5	1.53E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999702291	0.96929848	0.1	0.99221222	9.99999988	6.86107439	0.5	3.75E-05	9.99999997	9.99999947	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999677224	0.96939937	0.1	0.99214509	10	6.86097581	0.5	3.01E-04	9.99999999	9.99999931	0.1	9.99991094	2.66E-06	0.0266077
0.999705539	0.96926906	0.1	0.99212925	10	6.86718582	0.5	4.06E-04	9.99999999	9.99999827	0.1	9.99999993	2.66E-06	0.0266077
0.999755059	0.96922944	0.1	0.99218987	9.99999985	6.86070605	0.5	3.93E-04	9.99999992	9.99999999	0.1	9.99999152	2.66E-06	0.0266077
0.999752045	0.96929762	0.1	0.9921644	10	6.8604043	0.5	2.24E-04	9.99999988	9.99999989	0.1	9.99999496	2.66E-06	0.0266077
0.999679565	0.96932276	0.1	0.99218394	9.99999997	6.86109533	0.5	2.48E-04	10	9.99999999	0.1	9.99999966	2.66E-06	0.0266077
0.999712248	0.96928509	0.1	0.9921973	9.99999995	6.87112624	0.5	0.013383	9.99999997	9.99999972	0.1	9.99999587	2.6605E-06	0.0266077
6.38578E-05	6.3826E-05	4.2345E-17	4.6298E-05	6.4856E-08	0.03945699	0	0.07035742	2.7498E-08	5.5815E-07	4.2345E-17	1.6244E-05	8.977E-12	8.9779E-08

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw	mse	suma_mse
0.999774891	0.96969176	0.1	0.99228968	9.99999996	6.81893679	0.5	1.53E-01	9.99999997	9.99999928	0.1	9.99999921	2.66E-06	0.0266078
0.999763651	0.96924744	0.1	0.992159	9.99999985	6.86078763	0.5	4.57E-05	9.99999993	10	0.1	9.99999994	2.66E-06	0.0266077
0.999733534	0.96939711	0.1	0.99219619	9.99999979	6.86059679	0.5	0.00E+00	9.99999988	9.99999999	0.1	9.99999962	2.66E-06	0.0266077
0.999765604	0.96936229	0.1	0.99287504	10	6.86127989	0.5	7.17E-05	9.99999999	9.99999996	0.1	9.999999649	2.66E-06	0.0266077
0.999720465	0.96927188	0.1	0.99196537	9.99999999	6.86097636	0.5	1.17E-03	9.99999999	9.99999993	0.1	9.99999984	2.66E-06	0.0266077
0.999789566	0.96933582	0.1	0.99215836	9.99999998	6.86106825	0.5	1.60E-03	9.99999981	9.99999999	0.1	9.99999993	2.66E-06	0.0266077
0.999710083	0.96927013	0.1	0.99215875	9.99999999	6.86110056	0.5	2.54E-04	9.99999999	9.99999998	0.1	9.99997747	2.66E-06	0.0266077
0.999669862	0.96930725	0.1	0.99226451	9.99999993	6.86040805	0.5	6.42E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999863	2.66E-06	0.0266077
0.999717506	0.96930731	0.1	0.99217191	10	6.86110699	0.5	4.72E-04	9.99999999	9.99999996	0.1	9.99999988	2.66E-06	0.0266077
0.999652845	0.9693223	0.1	0.99217985	9.99999977	6.86098865	0.5	2.96E-04	9.99999998	10	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999738135	0.96931569	0.1	0.99217858	9.99999999	6.8608973	0.5	5.84E-04	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999941	2.66E-06	0.0266077
0.999765473	0.96932567	0.1	0.99212026	9.99999998	6.86093012	0.5	1.56E-05	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
0.999705429	0.96923633	0.1	0.99220925	9.99999999	6.89596046	0.5	1.45E-04	9.99999999	9.99999976	0.1	9.999999021	2.66E-06	0.02660772
0.999644939	0.96935152	0.1	0.99213739	9.99999997	6.86078947	0.5	6.07E-04	9.99999982	9.99999998	0.1	9.99999949	2.66E-06	0.0266077
0.999687745	0.96928382	0.1	0.99217708	9.99999992	6.86081534	0.5	1.63E-04	9.99999996	9.99999999	0.1	9.99999995	2.66E-06	0.0266077
0.999708777	0.96899631	0.1	0.99222381	9.99999999	6.96789218	0.5	8.22E-05	9.99999999	9.99999971	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.02660791
0.999298629	0.96925638	0.1	0.99221944	9.99999984	6.86081984	0.5	1.77E-04	9.99999997	9.99999988	0.1	9.99999989	2.66E-06	0.0266077
0.99968757	0.96930213	0.1	0.99219356	9.99999999	6.86089588	0.5	0.00E+00	9.99999999	9.99999999	0.1	9.99999625	2.66E-06	0.0266077
0.999750161	0.96924692	0.1	0.99230078	10	6.86081936	0.5	0.00E+00	10	10	0.1	9.99999972	2.66E-06	0.0266077
0.99961462	0.96933208	0.1	0.99202878	9.99999989	6.85839644	0.5	7.86E-05	9.99999997	9.99999993	0.1	9.99999907	2.66E-06	0.0266077
0.999657831	0.96928404	0.1	0.99219704	9.99999956	6.86011476	0.5	2.40E-04	9.99999936	9.99999964	0.1	10	2.66E-06	0.0266077
0.999745347	0.96936353	0.1	0.99225725	9.99999983	6.9597044	0.5	2.17E-04	9.99999977	9.99999999	0.1	9.99999959	2.66E-06	0.02660784
0.999764697	0.96928127	0.1	0.99214243	10	6.86086973	0.5	8.67E-06	10	10	0.1	9.99999998	2.66E-06	0.0266077
0.999733319	0.96923871	0.1	0.99265486	9.99999995	6.86078823	0.5	7.73E-04	9.99999999	10	0.1	9.99999994	2.66E-06	0.0266077
0.999736725	0.96926125	0.1	0.9922214	9.99999982	6.86165628	0.5	3.06E-05	9.99999991	9.99999967	0.1	10	2.66E-06	0.0266077
0.999687816	0.96935253	0.1	0.99224134	10	6.86091383	0.5	4.57E-04	9.99999999	9.99999995	0.1	9.99999576	2.66E-06	0.0266077
0.999730896	0.96934534	0.1	0.99215752	10	6.86094962	0.5	2.74E-04	9.99999996	9.99999996	0.1	9.99999982	2.66E-06	0.0266077
0.999680365	0.9694087	0.1	0.9922479	10	6.86114835	0.5	1.96E-04	10	9.99999995	0.1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.999693987	0.96933495	0.1	0.9921654	9.99999999	6.8832019	0.5	3.05E-04	9.99999999	9.99999984	0.1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
0.999706506	0.96927668	0.1	0.99214317	9.99999983	6.86075378	0.5	1.78E-04	9.99999984	9.99999998	0.1	9.99999956	2.66E-06	0.0266077
0.999701232	0.96931024	0.1	0.9922212	9.99999993	6.86818557	0.5	0.00538692	9.99999993	9.99999998	0.1	9.99999827	2.6605E-06	0.02660771
8.69322E-05	0.00010241	4.23451E-17	0.00016523	1.0117E-07	0.02823117	0	0.02779246	1.2638E-07	5.9481E-07	4.23451E-17	4.415E-06	4.9176E-12	4.9181E-08

Kd_pitch	Kd_roll	Kd_std	Kd_yaw	Ki_pitch	Ki_roll	Ki_std	Ki_yaw	Kp_pitch	Kp_roll	Kp_std	Kp_yaw	mse	suma_mse
0.99978638	0.96930471	0.1	0.99219254	9.99999982	7.34193663	0.5	1.36E-04	9.99999983	9.99999986	1	9.999996137	2.66E-06	0.02661107
0.99971185	0.96925817	0.1	0.99228402	9.99999995	6.86124218	0.5	3.93E-04	9.99999999	9.99999996	1	9.99999848	2.66E-06	0.0266077
0.99972663	0.96928661	0.1	0.99207586	10	6.86093319	0.5	1.09E-04	10	10	1	9.99999938	2.66E-06	0.0266077
0.9995157	0.96930382	0.1	0.99219288	10	6.86112981	0.5	9.06E-04	9.99999995	9.99999987	1	9.99999997	2.66E-06	0.0266077
1.00E+00	0.96929068	0.1	0.99208915	9.99999999	6.86015939	0.5	5.68E-01	9.99999999	9.99999985	1	9.99999989	2.66E-06	0.0266077
0.99969978	0.96931194	0.1	0.99220098	9.99999999	6.86103665	0.5	0.00E+00	9.99999999	9.99999991	1	9.99999815	2.66E-06	0.0266077
0.99962105	0.96928978	0.1	0.99214726	9.99999932	6.86094037	0.5	9.09E-05	9.99999948	9.99999998	1	9.99999948	2.66E-06	0.0266077
0.99958271	0.96934179	0.1	0.9921491	9.99999842	6.86034459	0.5	4.50E-04	9.99999842	9.99999933	1	9.99999885	2.66E-06	0.0266077
0.99973975	0.96928278	0.1	0.99201665	9.99999999	6.86064872	0.5	1.66E-04	9.99999999	9.99999992	1	9.9999993	2.66E-06	0.0266077
0.9991708	0.96931837	0.1	0.99230782	9.99999935	6.86104092	0.5	2.31E-06	9.99999958	9.99999956	1	9.99999964	2.66E-06	0.0266077
0.99973375	0.96929565	0.1	0.99224561	9.99999999	6.86077848	0.5	1.43E-06	9.99999999	10	1	9.99999985	2.66E-06	0.0266077
0.9996853	0.96930442	0.1	0.99218358	9.99999998	6.861902	0.5	5.10E-05	9.99999999	9.99999995	1	9.99999386	2.66E-06	0.0266077
0.99977352	0.96935129	0.1	0.99210769	9.99999998	6.86118424	0.5	5.94E-05	9.99999997	9.99999998	1	9.99999656	2.66E-06	0.0266077
0.99984172	0.96931707	0.1	0.99221087	9.99999988	6.86102113	0.5	0.00E+00	9.99999974	9.99999997	1	9.99999999	2.66E-06	0.0266077
0.99960276	0.96929361	0.1	0.99211344	9.99999998	6.8611222	0.5	1.54E-04	9.99999994	9.99999975	1	9.99999989	2.66E-06	0.0266077
0.99921268	0.96946438	0.1	0.9921537	9.99999846	6.86135743	0.5	1.97E-04	9.99999915	9.99999988	1	9.99999998	2.66E-06	0.02660771
0.99956025	0.96922988	0.1	0.9923276	9.99999929	6.86060912	0.5	0.00E+00	9.99999994	9.99999996	1	9.99999835	2.66E-06	0.0266077
0.99956025	0.96922988	0.1	0.9923276	9.99999929	6.86060912	0.5	0.00E+00	9.99999994	9.99999996	1	9.99999835	2.66E-06	0.0266077
0.99978538	0.96928769	0.1	0.99227569	10	6.86081618	0.5	5.02E-04	9.99999999	9.99999999	1	9.9999892	2.66E-06	0.0266077
0.99970886	0.96934324	0.1	0.99221219	10	6.86075368	0.5	3.14E-04	10	9.99999999	1	9.99999812	2.66E-06	0.0266077
1.00E+00	0.969283	0.1	0.9920236	9.99999875	6.86241342	0.5	6.76E-05	1.00E+01	10	1	9.99999889	2.66E-06	0.0266077
0.99965789	0.96928648	0.1	0.99207356	9.99999997	6.86078351	0.5	0.00E+00	10	9.99999999	1	9.99999798	2.66E-06	0.0266077
0.9997373	0.96933162	0.1	0.99218442	9.99999999	6.86080499	0.5	1.36E-05	9.99999999	10	1	9.99999967	2.66E-06	0.0266077
0.99975987	0.96929376	0.1	0.99211035	9.99999996	6.86066119	0.5	7.33E-04	9.99999999	9.99999999	1	9.99999978	2.66E-06	0.0266077
0.99971761	0.96919648	0.1	0.99219541	9.99999999	6.86071852	0.5	4.47E-06	9.99999999	9.99999993	1	9.99999929	2.66E-06	0.0266077
0.99975501	0.96928126	0.1	0.99226543	9.99999999	6.86055288	0.5	1.24E-03	9.99999999	9.99999996	1	9.99999913	2.66E-06	0.0266077
0.99966803	0.96917087	0.1	0.99212191	9.99999999	6.86048873	0.5	4.56E-05	10	9.99999998	1	9.99999998	2.66E-06	0.0266077
0.99969083	0.96926179	0.1	0.99228876	10	6.86114627	0.5	1.11E-03	9.99999999	9.99999998	1	9.99999993	2.66E-06	0.0266077
0.99966431	0.9693366	0.1	0.99224018	9.99999975	6.86145713	0.5	2.91E-04	9.99999998	9.99999999	1	9.99999926	2.66E-06	0.0266077
0.99979014	0.96932072	0.1	0.99235909	9.99999958	6.86087009	0.5	3.77E-04	9.99999982	9.99999997	1	9.99995102	2.66E-06	0.0266077
0.99966585	0.96929561	0.1	0.99218923	9.99999972	6.87698205	0.5	0.01917048	9.99999985	9.99999999	1	9.99999576	2.6605E-06	0.02660781
0.00015047	5.2015E-05	4.23451E-17	9.1285E-05	4.6603E-07	0.08781702	0	0.10360165	3.3051E-07	1.5221E-07	0	1.1056E-05	6.1497E-11	6.1504E-07

