

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

**“APLICACIÓN DE ALGORITMOS DE EVOLUCIÓN DIFERENCIAL
MULTIOBJETIVO AL PROBLEMA DEL DISEÑO DE MODELOS DE MOTORES
DE IMANES PERMANENTES”**

T E S I S

**PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES**

PRESENTA:

ING. MINERVA MATLALCUATZI CRUZ

ASESORES:

DR. JOSÉ FEDERICO RAMÍREZ CRUZ

DR. JOSÉ CRISPÍN HERNÁNDEZ HERNÁNDEZ

DR. EDMUNDO BONILLA HUERTA

DR. PERFECTO MALAQUÍAS QUINTERO FLORES

ASESOR EXTERNO:

DR. MARCO ANTONIO ARJONA LÓPEZ



APIZACO, TLAXCALA, MÉXICO; AGOSTO 2018

“Lo que es imposible para los hombres es posible para Dios “

Lucas 18:27

“La ciencia se compone de errores, que a su vez son los pasos hacia la verdad”.

Jules Verne

“En principio la investigación necesita más cabezas que medios”.

Severo Ochoa

“Deléitate en el señor tú Dios, él te concederá los deseos de tu corazón”

“Encomienda al Señor tu camino; confía en él, y él actuará.”

Salmos 37:3-5

“En algún lugar, algo increíble está esperando ser conocido”.

Carl Sagan

“Conquistar sin riesgo, es triunfar sin gloria.”

Pierre Corneille

“Así como la selección natural trabaja exclusivamente para y por el bien de cada ser viviente, todas las dotes mentales y corporales tienden a progresar en dirección a la perfección.”

Charles Darwin, El Origen de las Especies

Dedicatorias

Dedico esta tesis a los siguientes:

A mis padres, Angel Matlalcuatzi Sánchez y Josefa Cruz Morales, por su esfuerzo, sacrificio, dedicación, consejos, ejemplos y sobre todo por su amor y paciencia en forjar en mí, principios, valores, educación, y la mayor herencia otorgada de su parte hacia mi persona, la Fe en Dios nuestro señor, para dar lo mejor de mí.

A mis hermanos (as), Felipe, Lorena, M. Dolores, Cristina, Micaela, Hugo y Jazmín, por su compañía al compartir tantos momentos juntos, por su apoyo incondicional, por sus enseñanzas y motivaciones para enfrentar la vida, a través de sus experiencias y por ser parte de mis logros, éxitos y fracasos.

A mis amigas, Raquel, Beatriz, Yoselim, Marisol, por su amistad y el haberme compartido de sus conocimientos a lo largo de este tiempo, por sus alientos motivacionales cuando los necesite, por vivir conmigo momentos buenos y malos que trajeron nuevas experiencias en mi vida.

Agradecimientos

Primeramente, agradezco a Dios, por regalarme la vida y conservarla hasta el día de hoy, para cumplir su misión, por darme la fuerza y fortaleza en esos momentos difíciles y por todos los momentos hermosos que he vivido durante todo este tiempo. En si gracias por la esencia de mi ser.

A mi director de tesis al Dr. Federico Ramírez Cruz, por su amistad, elección, apoyo incondicional, y sus conocimientos para poder llevar a buen término este trabajo.

A mi comité revisor; Dr. José Crispín Hernández Hernández, Dr. Edmundo Bonilla Huerta, y al Dr. Perfecto Malaquías Quintero Flores. Por sus enseñanzas, consejos y apoyo para salir adelante en los momentos que los necesite.

Al Dr. José Luis Hernández Corona, por su amistad y su enorme apoyo al abrirme las puertas a nuevos conocimientos y nuevas satisfacciones en mi formación profesional.

Al consejo nacional de ciencia y tecnología "Conacyt", por brindarme el apoyo económico para mis estudios de maestría y así culminar con éxito este proyecto puesto en mis manos.

Al Tecnológico Nacional de México, campus, Instituto Tecnológico de Apizaco, por haberme adoptado desde mi formación en la licenciatura y por ser mi segundo hogar en estos siete años de formación profesional.

Resumen

En este trabajo de tesis se propone un enfoque multiobjetivo de búsqueda y optimización para la identificación de parámetros eléctricos y mecánicos de un motor de cd de imán permanente, a través del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, método que pertenece a la clase de técnicas evolutivas que utilizan el enfoque estocástico para resolver problemas de optimización.

Este enfoque optimizador del algoritmo, se aplicó a las ecuaciones diferenciales del modelo matemático, permitiendo determinar y mejorar el comportamiento de la corriente de armadura y la velocidad angular de los motores.

Para demostrar la confiabilidad del algoritmo, se realizó la simulación de un diagrama a bloques usando la herramienta simulink del software Matlab, ejecutando los valores de los parámetros óptimos de tres modelos de motores de cd de imán permanente de la marca Baldor. Obteniendo satisfactoriamente una notable mejoría de funcionamiento, en comparación a los valores otorgados de fabricación de dichos motores.

Abstrac

In this thesis a multiobjective search and optimization approach is proposed for the identification of electrical and mechanical parameters of a permanent magnet cd motor, through the algorithm of differential multiobjective evolution, a method that belongs to the class of evolutionary techniques that, they use the stochastic approach to solve optimization problems.

This optimizing approach of the algorithm was applied to the differential equations of the mathematical model, allowing to determine and improve the behavior of the armature current and the angular velocity of the motors.

To demonstrate the reliability of the algorithm, the simulation of a block diagram was performed using the simulink tool of the Matlab software, executing the values of the optimal parameters of three models of permanent magnet cd engines of the Baldor brand. Obtaining satisfactory a remarkable improvement of operation, in comparison to the granted values of manufacture of said motors.

Índice general

Índice de figuras	i
Índice de tablas.....	ii
Lista de algoritmos.....	iii
Lista de ecuaciones	iv
Capítulo 1	1
Introducción	1
1.1 Planteamiento del problema	2
1.2 Pregunta de investigación.....	2
1.3 Justificación	3
1.4 Objetivos.....	3
1.4.1 Objetivo general.....	3
1.4.2 Objetivos específicos	4
1.5 Contribuciones.....	4
1.6 Estado del arte.....	5
1.6.1 El origen del algoritmo evolución diferencial	5
1.6.2 Variantes del algoritmo evolución diferencial	6
1.6.3 El algoritmo de evolución diferencial ante el manejo de restricciones	7
1.6.4 Evolución diferencial multiobjetivo al problema de optimización en máquinas eléctricas	10
1.7 Organización de la tesis.....	14
Capítulo 2	15
Marco teórico	15
2.1 Antecedentes biológicos	15
2.1.1 Genética	16
2.1.2 El ADN.....	16
2.1.3 Replicación del ADN y la Mutación	17
2.1.4 Gen.....	19
2.1.5 Fenotipo y Genotipo	20
2.1.6 Cromosoma	21
2.2 Evolución biológica	22
2.3 Síntesis evolutiva moderna	24

2.4 Computación evolutiva bio-inspirada	25
2.5 Algoritmos Evolutivos.....	27
2.5.1 Estructura general de un algoritmo evolutivo	28
2.5.2 Principales Componentes de un algoritmo evolutivo.....	29
2.6 Paradigmas de la computación evolutiva	31
2.6.1 Programación Evolutiva (PE).....	31
2.6.2 Estrategias evolutivas (EE).....	32
2.6.3 Algoritmos Genéticos (AG)	33
2.7 Motores.....	35
2.7.1 Tipos de motores	35
2.7.2 Motores eléctricos.....	36
2.7.2.1 Motores universales.....	39
2.7.2.2 Motores de corriente alterna	39
2.7.2.3 Motores de corriente directa o continua	39
2.7.3 Motores de cd de imanes permanentes	40
2.7.3.1 Motor de núcleo de hierro	42
2.7.3.2 Motor de devanado superficial	42
2.7.3.3 Motor de bobina móvil.....	43
2.7.4 Características generales de un motor	44
Capítulo 3	45
Optimización multiobjetivo	45
3.1 Estructura de la optimización multiobjetivo	46
3.2 Eficiencia Pareto	48
3.3 Métodos de solución multiobjetivo	49
3.4 Técnicas de programación matemática	49
3.4.1 Método de la suma ponderada	50
3.5 Enfoques evolutivos multiobjetivo	50
3.5.1 Programación Genética (PG).....	50
3.5.2 Algoritmos Meméticos (AM).....	51
2.5.3 Optimización con colonia de hormigas.....	52
2.5.4 Sistema inmune Artificial (SIA).....	53
2.5.5 Evolución diferencial multiobjetivo	54
Capítulo 4	56
Metodología.....	56

4.1 Obtención de parámetros del motor de cd de imán permanente.....	56
4.1.1 Resistencia de armadura (R)	56
4.1.2 Inductancia de Armadura (L)	56
4.1.3 Constante de Tiempo Eléctrica (t_e).....	57
4.1.4 Constante de Torque (Kt)	57
4.1.5 Constante de Tiempo Mecánica (t_m)	58
4.1.6 Momento de Inercia (J)	58
4.1.7 Corriente de Arranque del Motor (I_{arr}).....	59
4.1.8 Torque de Fricción (T_i).....	59
4.1.9 Constante de Fricción de Coulomb (β).....	59
4.2 Evolución Diferencial Multiobjetivo.....	60
4.2.1 Fases del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo	61
4.2.1.1 Inicialización	61
4.2.1.2 Generación de diseños de prueba	62
4.2.1.3 Operación de selección	63
4.2.1.4 Criterio de término	65
4.3 Modelo del circuito del motor de cd de imán permanente	67
4.4 Matlab.....	70
4.4.1 Simulink.....	70
Capítulo 5	71
Resultados experimentales.....	71
5.1 Parámetros del diseño de motores de cd de imán permanente	71
5.2 Simulación del diseño del motor de cd de imán permanente	73
5.2.1 Simulación del modelo de la corriente de armadura de los motores	74
5.2.2 Simulación del modelo de la velocidad angular de los motores	75
5.3 Gráficas de salidas de la simulación de los motores	77
5.4 Resultados experimentales.....	80
Capítulo 6	82
Conclusiones y trabajos futuros	82
6.1 Conclusiones específicas.....	82
6.2 Trabajos futuros.....	83
Bibliografía.....	84
Apéndices.....	91

Índice de figuras

2.1. Estructura genética	16
2.2. Estructura química del ADN	17
2.3. Doble elipse del ADN	17
2.4. Proceso de mitosis	18
2.5. Tipos de mutación	19
2.6. Estructura de un gen	20
2.7. Representación de genotipo y fenotipo	21
2.8. Cromosoma	22
2.9. Estructura de un cromosoma computacional	27
2.10. Líneas de fuerza magnética que rodea a un imán permanente.	36
2.11. Líneas de fuerza magnética a través de un cuerpo de baja reluctancia.....	37
2.12. Atracción magnética sobre el hierro	38
2.13. Regla de la mano izquierda de la acción del motor.	38
2.14. Motor de CD de imán permanente	41
2.15. Esquema de motor de imán permanente	41
2.16. Motor de núcleo de hierro.....	42
2.17. Motor de devanado superficial	43
2.18. Motor de bobina móvil	43
3.1. Muestra como la función $f_3(x)$ entra en conflictos con las funciones $f_1(x)$ y $f_2(x)$	47
4.1. Procedimiento general del algoritmo implementado.....	66
4.2.Circuito equivalente de un motor de corriente directa.	67
4.3. Parte eléctrica del motor.....	68
4.3. Parte mecánica del motor.....	69
5.1. Declaración de variables modelo AP7421.....	76
5.2. Declaración de variables modelo AP233021	75
5.3. Declaración de variables modelo AP7422.....	74
5.4. Modelado ecuación de corriente de armadura.....	75
5.5. Modelado ecuación de velocidad angular.....	76
5.6. Sistema completo del modelo del motor.....	76
5.7. Comportamiento de la corriente de armadura modelo AP7421	77
5.8. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP7421.....	78
5.9. Comportamiento de la corriente de armadura modelo AP233021.....	78
5.10. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP233021	79
5.11. Comportamiento de la de corriente de armadura modelo AP7422.....	79
5.12. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP7422.....	80

Índice de tablas

1.1. Variantes del algoritmo evolución diferencial.....	6
2.1. Definición de conceptos biológicos para un AE	25
2.2. Muestra los principales tipos de motores	35
2.3. Características fundamentales de las líneas de fuerza magnética	37
2.4. Clasificación de motores de CD	40
4.1. Representación de las variables de un motor de CD.....	68
5.1. Muestra el espacio de las variables de decisión.....	72
5.2. Valores de los parámetros obtenidos de los motores Baldor.....	72
5.3. Componentes para la simulación del motor.....	73
5.4. Parámetros especificados por el fabricante	80
5.5. Parámetros obtenidos del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo.....	81
5.6. Eficiencias obtenidas.....	81

Lista de algoritmos

1. Esquema general de un algoritmo evolutivo.....	29
2. Esquema general de la programación evolutiva	32
3. Estrategia evolutiva de dos miembros EE – (1+1).....	33
4. Esquema de un algoritmo genético canónico	34
5. Esquema general de un Algoritmo Memético	51
6. Esquema general de un ACO.....	53
7. Algoritmo de Evolución Diferencial	55

Lista de ecuaciones

3.1. Representa un vector objetivo.....	46
3.2. Define los parámetros de restricciones.....	46
3.3. Define la región factible.....	47
3.4. Ecuación de la suma ponderada.....	50
4.1. Ecuación para calcular la inductancia del motor.....	57
4.2. Ecuación para obtener la constante eléctrica.....	57
4.3. Ecuación para obtener el par motriz.....	57
4.4. Ecuación para obtener la constante de torque electromecánico.....	57
4.5. Ecuación para obtener la constante del torque.....	58
4.6. Ecuación para obtener el torque.....	58
4.7. Ecuación que determina electrónicamente el par motriz.....	58
4.8. Ecuación para obtener la constante de torque.....	58
4.9. Ecuación para calcular el momento de inercia.....	58
4.10. Ecuación que calcula el torque de fricción.....	59
4.11. Ecuación para obtener la constante de fricción de Coulomb.....	59
4.12. Ecuación de despeje para encontrar la constante de fricción.....	59
4.13. Muestra el vector de diseño para el algoritmo.....	61
4.14. Vector que define la población actual.....	61
4.15. Definición de los límites del vector.....	61
4.16. Muestra la operación del vector mutado.....	62
4.17. Ajuste en caso de que se viole el límite de las restricciones.....	63
4.18. Muestra la operación de cruce.....	63
4.19. Muestra la operación de selección.....	64
4.20. Muestra el rendimiento de una solución dominada.....	64
4.21. Ecuación para obtener la velocidad del motor.....	68
4.22. Ecuación para obtener la derivada de la corriente.....	69
4.23. Ecuación para obtener la parte mecánica del motor.....	69
4.24. Ecuación para obtener las fuerzas del motor.....	69
4.25. Ecuación para obtener la constante del torque.....	69
4.26. Ecuación para obtener la fuerza contraelectromotriz.....	69

Capítulo 1

Introducción

En todos los sectores industriales se realizan esfuerzos para mejorar el rendimiento, productividad, seguridad y la fiabilidad del equipo y maquinaria empleada, todo ello con la finalidad de ofrecer y garantizar un mejor servicio o producto de calidad, que generen nuevas experiencias y expectativas en cuanto, a la utilidad y funcionamiento de dichos motores que se ofrecen en el mercado a fin de cubrir satisfactoriamente las necesidades de cada usuario, haciendo frente a la innovación de los nuevos modelos de motores en la actualidad, y para poder lograrlo se requiere de estrategias que ofrezcan mejoras con las tecnologías existentes.

Los problemas que se presentan dentro del área de las ingenierías no son fáciles de solucionar mediante el uso de técnicas tradicionales, por lo que a través del tiempo se han hecho propuestas de aplicación de algoritmos evolutivos (EA's), inspirados en la naturaleza, que adoptan un conjunto de modelos basados en el comportamiento de la evolución de los seres vivos [1].

En esta tesis la propuesta, presenta la optimización de los parámetros del motor de CD de imanes permanentes a través de la aplicación del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo, que mediante sus técnicas de mutación, cruce y selección, permite obtener parámetros óptimos que mejoran el control de la velocidad, y corriente, dando solución a los problemas de funcionamiento en motores eléctricos que comúnmente se utilizan en una gran cantidad de máquinas y herramientas como son: servomotores, ascensores, juguetes eléctricos, accionamientos eléctricos, posicionamiento en robótica, generación de bombeo a partir de energía solar fotovoltaica o energía eólica [2], por mencionar algunos dentro de la industria.

1.1 Planteamiento del problema

En las aplicaciones del mundo real, muchos problemas de optimización están sujetos a diferentes tipos de restricciones, principalmente en todos los sectores industriales, donde se realizan esfuerzos para mejorar el rendimiento y la fiabilidad de la maquinaria utilizada. Tal es el caso de optimizar los diseños en máquinas eléctricas, a fin de satisfacer un conjunto de objetivos para el buen funcionamiento de las mismas bajo un cierto conjunto de restricciones que se demanden. Como son: minimizar pérdidas y costos, así mismo como maximizar la producción y el rendimiento, por mencionar algunas.

En los motores de imanes permanentes, la energía que consumen y el voltaje que se aplica para su funcionamiento, en ocasiones estos hacen que la velocidad se presente de forma baja o excesiva, y esto se origina como consecuencia de que no se tiene un control adecuado de las mismas, debido a que no se emplean los valores correctos o necesarios dentro de los parámetros del motor según los requerimientos, este tipo de deficiencias afecta la productividad, y rendimiento acortando el tiempo de vida de dichos motores.

Las técnicas de optimización de diseño a gran escala se han convertido en una práctica bien establecida para el diseño óptimo en máquinas eléctricas, en estas técnicas, la sección transversal parametrizada de una máquina objeto se refina para mejorar ciertas métricas de rendimiento con respecto a los requisitos de su aplicación. He ahí la importancia de poder encontrar modelos eficientes que den solución o condiciones óptimas a los problemas antes mencionados.

1.2 Pregunta de investigación

¿Será el algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, una alternativa para encontrar parámetros óptimos de resolución en velocidad y corriente, al problema de diseño en los motores de imanes permanentes?

1.3 Justificación

En problemas de diseño de motores de cd de imán permanente, para encontrar la corriente de armadura y la velocidad para el buen funcionamiento de motores, son objetivos comunes, que entran en conflicto y se encuentran sujetos a un conjunto de restricciones. Por ejemplo, cuando un motor se le aplica una carga a medida que se aumenta la carga que esta sobre el eje va a demandar el motor una mayor cantidad de corriente, al aumentar la corriente va a aumentar el flujo de excitación, si aumenta el flujo de excitación se disminuye la velocidad.

He ahí donde se requiere de la aplicación de una metodología que de solución a este tipo de problemas de optimización.

En la mayoría de los casos se emplean algoritmos que se prueban en un conjunto de problemas con puntos de referencia artificiales. Por tal motivo los algoritmos evolutivos han sido de gran utilidad al solucionar problemas del mundo real, debido a su alta eficiencia de aprendizaje.

En la solución a esta propuesta se hizo uso del enfoque evolución diferencial multiobjetivo, ya que, en los últimos años, en base a lo consultado en la literatura este algoritmo ha presentado mejores resultados de optimización, en comparación con otros algoritmos evolutivos. Y esto es debido a la técnica que aplica el algoritmo en sus operaciones de mutación y cruce, logrando una búsqueda rápida y optima a la solución de problemas eléctricos y mecánicos [3].

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

El objetivo general de esta tesis es, aplicar el algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, para la obtención de parámetros óptimos de funcionamiento en modelos de motores de imanes permanentes, y así dar solución a los diversos problemas de diseño que se presentan, en el control de velocidad, y corriente de armadura y de esta manera reducir márgenes de error, gastos elevados y desgaste del motor que acorta su tiempo de vida.

1.4.2 Objetivos específicos

Como objetivos específicos de este trabajo se presentan los siguientes:

1. Medir los parámetros que intervienen en el diseño de motores de imanes permanentes.
2. Determinar las variables que intervienen en la optimización de un motor.
3. Aplicar una nueva estrategia a la solución de control de velocidad y corriente de armadura de los motores de imanes permanentes.
4. Encontrar a través del algoritmo de evolución diferencial un conjunto óptimo de parámetros que optimicen los valores de motores de imanes permanentes.
5. Comprobar que, con la aplicación del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, se obtienen resultados óptimos en los motores, en comparación a los parámetros otorgados por él fabricante.

1.5 Contribuciones

En esta tesis se propone usar el software de Matlab para la codificación del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo y su herramienta Simulink para realizar la simulación y pruebas del modelo matemático del motor. Matlab es una herramienta de software matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado para el análisis iterativo y los procesos de diseño con un lenguaje de programación propio, permitiendo ver cómo funciona el algoritmo evolución diferencial, a través de cierta cantidad de iteraciones hasta obtener los resultados deseados y automatizar el funcionamiento de los motores de cd de imanes permanentes.

Así mismo se utilizó los medidores y analizadores de software y hardware Fluke, los cuales son herramientas que permiten el monitoreo y control del comportamiento de los motores en tiempo real. Que se logra mediante la obtención de lecturas para la visualización y análisis de los datos arrojados en el momento de arranque y a través del tiempo, se puede corroborar datos reales y nominales del motor con carga y sin carga, como se muestran en el apéndice A.

La principal contribución de optimización del motor de CD de imán permanente, radica que a medida que pasa el tiempo se presentan nuevos requerimientos, tendencias y mejoras en los modelos de máquinas eléctricas, y que el algoritmo evolución diferencial multiobjetivo surge como una estrategia que presenta y aporta buen rendimiento y mejoras en la optimización de problemas eléctricos y mecánicos en la vida real.

1.6 Estado del arte

En este apartado se presentan algunas estrategias el área de investigación del cómputo evolutivo el cual fue inspirado a través de la evolución natural que dio la pauta a los investigadores para poder dar solución a muchos problemas del mundo real a través de las diferentes aportaciones de heurísticas y metaheurísticas que muchos autores han probado y aportado a lo largo de los años.

Como punto primordial se menciona el origen y algunos de los enfoques propuestos a la evolución diferencial por más de dos décadas en su estado del arte. También se mencionará un conjunto de trabajos relacionados en la optimización de problemas en máquinas eléctricas, que con la aplicación del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, se han obtenido resultados favorables en comparación con otros algoritmos de búsqueda.

1.6.1 El origen del algoritmo evolución diferencial

En su concepción la evolución diferencial (DE) forma parte de los algoritmos evolutivos, fue propuesto como una nueva heurística para la minimización de funciones no lineales y no diferenciables en espacios totalmente ordenados como un algoritmo de búsqueda directa empleado en problemas de optimización numérica global, el cual fue propuesto por [4]. Y lo que lo hace diferente a los demás algoritmos es la forma en que emplea combinaciones lineales de individuos en la generación de nuevas soluciones que heredan características factibles a la solución del problema.

1.6.2 Variantes del algoritmo evolución diferencial

Las diferentes variantes de la evolución diferencial reportadas a través del tiempo en la literatura, presentan nuevos modelos del algoritmo, en el cual su objetivo es mejorar el rendimiento del mismo imitando a las técnicas clásicas. En la tabla 1.1 [5] se describen las más importantes.

Tabla 1.1. Variantes del algoritmo evolución diferencial

Variante	Descripción
DE/rand/1/bin	El modelo clásico y original $w_i = v1 + \mu \cdot (v2 - v3)$
DE/best/1/bin	En este modelo la elección se elige al mejor vector para la recombinación. $w_i = best + \mu \cdot (v1 - v2)$
DE/rand/2/bin	Reemplazando el valor 1 (número de pares de soluciones elegidas), por un valor mayor, es posible una selección entre más de un par de soluciones. $w_i = v1 + \mu \cdot (v2 + v3 - v4 - v5)$
DE/best/2/bin	En este modelo la elección se elige al mejor vector para la recombinación y dos aleatorios. $w_i = best + \mu \cdot (v1 + v2 - v3 - v4)$
DE/rand/1/exp	En este modelo el individuo intermedio u_i es construido mezclando las componentes de w_i y v_i pero no componente a componente en función de una variable aleatoria que se compara con Cr. En el operador binario las componentes son comparadas una a una. En el operador exponencial se van eligiendo todas las componentes de uno de los vectores, y cuando se activa el operador se continúa con todas componentes del otro operador.
DE/rand-to-best/1/bin	Se añade el mejor individuo en la mezcla. $w_i = v_i + \mu \cdot (best - v1) + \mu \cdot (v2 - v3)$ También existe una variante: DE/rand-to-best/1/exp.
DE/current-to-best/1/bin	Este es el equivalente a DE/rand-to-best/1/bin, pero sustituyendo el primer vector elegido aleatoriamente por el vector de índice i: $w_i = v_i + \mu \cdot (best - v_i) + \mu \cdot (v2 - v3)$
DE/current-to-pbest/1/bin	Este es el equivalente a DE/best/1/bin, pero evita el mejor vector best por un vector seleccionado aleatoriamente entre los p mejores. Esta estrategia evita la convergencia prematura que suele proporcionar la estrategia DE/current-to-best/1/bin. El parámetro p marca la intensidad de la estrategia, siendo similar al DE/current-to-best/1/bin cuando p es pequeño.

1.6.3 El algoritmo de evolución diferencial ante el manejo de restricciones

El uso de algoritmos evolutivos (AE's) para COP's (problemas de optimización restringida) ha crecido significativamente en las últimas décadas, dando lugar a un gran número de algoritmos evolutivos de optimización restringida (COEA) [6]. Es necesario tener en cuenta que las AE's son métodos de optimización con restricciones que necesitan mecanismos adicionales para hacer frente a las limitaciones al resolver este tipo de problemas.

En su forma original de (DE) no se maneja en espacios de búsqueda restringidos. Por tal motivo en la mayoría de la literatura de la evolución diferencial se han propuesto diversas técnicas para el manejo de restricciones, donde algunos investigadores han empleado técnicas de optimización multiobjetivo para manejar restricciones. La idea principal de este tipo de método es la de convertir COP's en problemas de optimización multiobjetivo sin restricciones [7].

A continuación, se presenta brevemente algunos de ellos. Storn [8] propuso un método llamado CADE, que combina la idea de la adaptación de la restricción con DE. CADE primero mitiga todas las restricciones para que todos los individuos en la población sean factibles y luego ajusta gradualmente las restricciones. Además, emplea el concepto de envejecimiento para evitar el sobrevivir en el vector por generaciones excesivas.

Et al. [9] introdujo un DE híbrido con un método de actualización multiplicador para resolver COP's. Lampinen [10] extendió DE para manejar funciones de restricción no lineales. En este método, cuando el vector de prueba y el vector objetivo son infactibles, el Pareto que domina al otro en el espacio de restricción será seleccionado. Además, si estos dos vectores son incomparables el vector de prueba puede ingresar a la población para evitar el estancamiento. Runarsson y Yao [11] propusieron una versión mejorada de la clasificación estocástica. Este método contiene un operador de variación diferencial, que se asemeja a el operador de mutación del algoritmo DE.

Mezura-Montes et al. [12] presentó un método alternativo que puede considerarse como la primera propuesta para incorporar un mecanismo de diversidad dentro de

la evolución diferencial que permite soluciones no-factibles con un buen valor de la función objetivo, independientemente del grado de violación de la restricción, a permanecer en la población. Además, cada padre es capaz de generar más de un descendiente en este método. DE, junto con un algoritmo cultural es propuesto por Becerra y Coello Coello [13].

Además de los métodos anteriores, varios enfoques relacionados fueron propuesto en la sesión especial IEEE CEC 2006 sobre optimización restringida de parámetros reales. Takahama y Sakai [14] propusieron un DE que aplica un método restringido (ϵ) a DE. En este método, se introduce una mutación basada en gradiente, que utiliza el gradiente de restricciones en un punto no factible para encontrar un punto factible. Huang et al. [15] presentó un DE auto-adaptativo para COP, en el que las estrategias de elección de la generación del vector de prueba y los dos parámetros de control predefinido (F y Cr) no se utilizaron durante la evolución, adecuado las estrategias y la configuración de los parámetros que se auto adaptan gradualmente de acuerdo a la experiencia de aprendizaje.

Tasgetiren y Suganthan [16] presentan un DE múlti-poblado. Este método agrupa los individuos en ciertos períodos de una carrera. Kukonen y Lampinen [17] proponen un DE generalizado para resolver COP's. En este enfoque, el vector de prueba se selecciona para reemplazar el vector objetivo si domina débilmente el vector objetivo en el espacio de violaciones de restricción o función objetivo. Brest et al. [18] también propuso un DE autoadaptable, en el que se aplican tres estrategias del algoritmo y los parámetros de control F y Cr que se auto-adaptan.

Mezura-Montes et al. [12] presentaron un DE modificado para COP, en el cual un nuevo operador de mutación es diseñado, el nuevo operador de mutación combina información de la mejor solución en la población actual y el padre actual para encontrar nuevas direcciones de búsqueda. Zielinski y Laur [19] integran DE con la regla basada en la viabilidad de Deb [20] para optimización con restricciones.

Entre estas aportaciones el algoritmo CW [21] propone dos componentes principales: el primero es la evolución de la población modelo, y el segundo es el almacenar la solución no factible y mecanismo de reemplazo. Sin embargo, como se señala en [22] el principal inconveniente de este enfoque es que los valores

deben determinarse para algunos parámetros dependientes del problema, tales como el factor de expansión en cruzado simplex [23] que limita sus aplicaciones en el mundo real. En [24] se propone superar el inconveniente anterior de CW y, como resultado, se propone un nuevo método, llamado CMODE. Además de usar diferencial evolución (DE) como motor de búsqueda, CMODE también propone un novedoso mecanismo de reemplazo de solución no factible basado en la optimización multiobjetivo. Experimentalmente los resultados demuestran que el rendimiento de CMODE es muy competitiva con la de varios métodos de vanguardia en la comunidad de optimización evolutiva restringida.

Posteriormente, Mezura-Montes y Cecilia-López [25] establecieron una comparación de rendimiento de cuatro algoritmos bio-inspirados con la misma técnica de manejo de restricciones (es decir, la regla basada en la factibilidad de Deb) para resolver 24 funciones de prueba como puntos de referencia. Estos cuatro algoritmos de inspiración biológica fueron: DE, algoritmo genético, estrategia de evolutivas y optimización de enjambre de partículas. Los resultados generales indican que DE es el más competitivo entre todos los algoritmos comparados para este conjunto de funciones de prueba. Además, Gong y Cai [26] propusieron un algoritmo DE multiobjetivo para optimización restringida. Este método usa diseño ortogonal para generar la población inicial, y la comparación de los individuos se basa en el dominio de Pareto. Takahama y Sakai [27] propusieron un mejorado DE ϵ -restringido para resolver COP con restricciones de igualdad. En este enfoque, se introduce el control dinámico, de admisible violación de restricción por restricciones de igualdad y la cantidad de violación admisible es especificada por el nivel. Zhang et al. [28] propuso un esquema de selección estocástica dinámica basada en el ranking estocástico [23] y lo combinó con el multi-miembro DE [24]. Zielinski y Laur [29] investigaron varios criterios de detención para DE en la optimización restringida, que consideran la mejora, el movimiento o la distribución de los miembros de la población para determinar cuándo DE debería terminar.

1.6.4 Evolución diferencial multiobjetivo al problema de optimización en máquinas eléctricas

En el área de optimización, la investigación aplicada generalmente se enfoca en encontrar la mejor solución posible al problema práctico en cuestión. Por el contrario, una gran parte de la investigación básica, tiene como objetivo desarrollar nuevos algoritmos con un rendimiento mejorado. A continuación, se describen algunas aportaciones que se han realizado a través de la literatura para la solución a problemas en máquinas eléctricas mediante el uso del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo.

En [30] se describe una aplicación DE, al diseño de controladores de orden fraccional proporcional integral (FOPID) en el integrador de orden fraccional λ y el diferenciador de orden fraccional. Se utilizó una versión del estado de arte de la evolución diferencial, para encontrar los valores óptimos de K_p , T_i , T_d , λ y μ . El método de diseño se enfoca en la colocación óptima de los polos de lazo cerrado dominantes, e incorporar las restricciones así obtenidas usando algoritmo DE. Haciendo varios ejemplos de simulación, así como comparaciones DE con otras dos técnicas de optimización del estado del arte (Particle Swarm Optimization y Binary Genetic Algorithm) sobre los mismos problemas demuestran la superioridad del enfoque propuesto.

En [31] Se discuten los desafíos específicos y los algoritmos dedicados para el diseño de máquinas eléctricas, seguidos por estudios comparativos que comparan algoritmos de reconocido simulado (RS) y evolución diferencial (DE) en un diseño de motor síncrono de imán permanente con cinco variables independientes y un fuerte multiobjetivo Frente de Pareto no lineal y en una función con once variables independientes. Los resultados muestran que RS y DE son comparables cuando la optimización emplea solo un pequeño número de diseños de candidatos y DE se desempeña mejor cuando se consideran más candidatos [32].

En [33] se propone un Model Reference Adaptive System (MRAS), mediante el cual se realizó la estimación y control de velocidad sin sensores, donde el flujo y la velocidad del rotor, la optimización de los coeficientes de ganancia del controlador

PI (proporcional e integral) en el mecanismo de adaptación del modelo, se estimó mediante el optimizador basado en la propuesta del algoritmo evolución diferencial de manera satisfactoria, optimizando el estimador de velocidad, que usa el vector de fuerza contra electromotriz (fem).

En [34], se propuso un planificador de trayectorias de energía basado en la evolución diferencial para el control artificial de extremidades usando la señal de electroencefalografía (EEG) de las imágenes de movimiento de izquierda a derecha y dedo-codo-hombro para generar las señales de control para conducir una simulación de un dispositivo externo (prótesis). En este estudio, se presentó el uso de una técnica de eficiencia energética [35] basada en la evolución diferencial para planificar la trayectoria óptima de un brazo simulado en un espacio 3D. Donde el sujeto envía señales de control, de la lista de movimientos dada (dedo izquierdo, codo izquierdo, hombro izquierdo, dedo derecho, codo derecho y hombro derecho) y la técnica de eficiencia energética planifica la trayectoria óptima de la trayectoria del brazo simulado hacia el objetivo.

En [36] el artículo presenta un enfoque para resolver problemas multiobjetivo, combinando el mecanismo evolutivo de la evolución diferencial (DE) y el archivo externo de Pareto, tal como se propone en [37]. El artículo presenta el enfoque teórico de este método, demostrando parte de su potencial mediante la resolución de algunas funciones de prueba, referenciadas en [38], para el diseño óptimo de un motor de corriente continua sin escobillas. Esos problemas son, respectivamente, analíticos y numéricos que demuestran la versatilidad del método propuesto.

En [39] el enfoque propuesto se basa en DE para determinar los parámetros de línea de arranque en un motor síncrono de imanes permanentes interiores (LSIPMSM) que se presentó por primera vez en [40], pero no se ha hecho una exhaustiva y estructurada evaluación de su efectividad, además de la eficiencia de estado estacionario, para un LSIPMSM. La capacidad de la línea de inicio es el atributo más importante. Por lo tanto, el modelo dinámico LSIPMSM, junto con sus correspondientes parámetros, tiene que ser capaz de simular correctamente la línea de inicio transitorio. Este artículo presenta por primera vez los siguientes:

- 1) Señales de prueba apropiadas y sus procedimientos de medición necesarios para la identificación de parámetros LSIPMSM basado en DE.
- 2) Conjuntos de parámetros optimizados de LSIPMSM y su procedimiento de identificación mediante el empleo DE, junto con el Modelo dinámico LSIPMSM y prueba de señales.
- 3) Evaluación exhaustiva de la propuesta basada en el método DE, a través de señales de prueba y obtención de conjuntos de parámetros adecuados para simular de manera efectiva el rendimiento en la línea de arranque con el modelo dinámico LSIPMSM.

La metodología de optimización propuesta en [41] implementa tres objetivos de optimización basada en la estrategia DE, utilizando el concepto Pareto de no-dominancia para producir un frente de soluciones óptimas [42]. Este alimenta una secuencia de comandos de diseño automatizado de motor SMPM, generando un modelo de elemento finito 2-D correspondiente a cada ejecución de optimización, lo que permite un cálculo preciso de los valores de la función objetivo.

En [43] el objetivo de este trabajo es profundizar en la caracterización de módulos de la energía solar fotovoltaica de concentración (CPV), que usan las ecuaciones de regresión multivariable. Así, se consideran nuevas variables en el estándar ASTM (Sociedad Americana para Pruebas y Materiales E2527-06) es, hasta ahora, el estándar único que permite calcular la potencia máxima entregada por un módulo de CPV bajo condiciones atmosféricas específicas y sus coeficientes pueden ser determinados, mediante el uso del enfoque DE para caracterizar los módulos, logrando la distribución espectral de la irradiancia directa ya que tiene un efecto importante en el comportamiento eléctrico de los CPV.

En [44] se presenta un enfoque integral para el diseño de series de motores síncronos de reluctancia asistidos por imanes permanentes utilizando cálculos combinados analíticos y de elementos finitos. Y se utiliza la metaheurística de optimización global DE para lograr un diseño óptimo en términos de par máximo por volumen con numerosos límites específicos impuestos a la geometría del motor y el rendimiento. Un enfoque novedoso para el cálculo del rango de velocidad de

potencia constante especificado y efecto de desmagnetización en cortocircuito simétrico repentino utilizando simulaciones iterativas de elementos finitos magneto-estáticos.

Un método de afinación del controlador de velocidad de orden fraccional PI para un motor síncrono de imán permanente (PMSM) es propuesto en [45], que combina la especificación de robustez y algoritmo de optimización inteligente. Los valores de ganancia la frecuencia de cruce w_c y el margen de fase λ , ya no son especificadas en avances. Solo la especificación de robustez es reservada para diseño del controlador. Tomando la Integral de Tiempo y Error Absoluto (ITAE) como criterio de optimización, el algoritmo evolución diferencial (DE) se aplica para buscar la frecuencia de cruce óptima, el margen de fase y los parámetros del controlador que permiten para alcanzar el mínimo ITAE.

En [46] se presentan nuevas contribuciones al tema propuesto mediante un método sistemático para el diseño óptimo con múltiples objetivos y del algoritmo evolución diferencial (DE), regulando corriente electrónicamente controlada de máquinas de reluctancia sincrónica (SynRel). Otros nuevos elementos de interés incluyen la extensión de un ultrarrápido análisis electromagnético de elementos finitos computacionalmente eficiente (CE-FEA) [47] para estos tipos de motores electrónicamente controlados de corriente regulada, lo que hace posible consideración precisa del campo electromagnético no lineal en estudios con miles de diseños candidatos.

1.7 Organización de la tesis

Este trabajo de investigación se divide en seis capítulos para su lectura:

Capítulo 1. Se introduce al lector en la parte inicial del trabajo, describiendo de forma general el tema de investigación, la problemática del tema de investigación, los objetivos los que se pretende llegar al concluir el trabajo de investigación, las contribuciones realizadas, el estado del arte para conocer propuestas de diferentes trabajos de investigación que se relacionan al abordar la problemática de interés y por último se presenta la organización de la tesis.

Capítulo 2. En este capítulo se presenta el marco teórico que dio origen a los algoritmos evolutivos y como estos a través del tiempo, han ido aportando contribuciones y mejoras para resolver problemas reales de optimización multiobjetivo.

Capítulo 3. Se muestra que es y cuál es la estructura general de los problemas de optimización multiobjetivo, así mismo como, algunas técnicas y algoritmos que se han propuesto para la solución de este tipo de problemas.

Capítulo 4. Se presenta la metodología utilizada del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, sus características y faces. Así mismo se muestra el modelo matemático para la obtención de los parámetros del modelo del motor de cd de imán permanente.

Capítulo 5. En este capítulo se visualizan los resultados de los parámetros obtenidos con la aplicación del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo. Y se muestran las salidas de la velocidad angular y la corriente de armadura, que se logró mediante la simulación de los modelos de los motores de corriente directa de imanes permanentes.

Capítulo 6. Se plantean las conclusiones resultado del trabajo de investigación y su aplicación en trabajos futuros.

Capítulo 2

Marco teórico

En este capítulo se presenta el marco teórico a fines, a la, elaboración de este trabajo, con el interés de mostrar un panorama amplio, para entender de una manera general el origen que dio lugar a la inspiración de los algoritmos evolutivos, la estructura que los conforman y los diferentes enfoques que se han propuesto a través del tiempo dentro del estado del arte.

También se presenta una introducción de lo que son los motores eléctricos de corriente directa de imán permanente, pues a estos se acuña el problema a resolver, antes mencionado en el capítulo 1.

2.1 Antecedentes biológicos

El comportamiento de los seres vivos para su supervivencia, adaptándose al cambio constante, dentro de la naturaleza, en algunos casos bajo condiciones extremas y bajo la escasez de ciertos recursos, es una de las grandes interrogantes que se ha formulado el hombre durante muchos años, el cual ha orillado el estudio constante sobre el tema.

Los cambios dentro del medio ambiente en los organismos vivos, promueven la diversidad biológica, provocando la muerte de los organismos más débiles y la consecuente supervivencia de los organismos más fuertes o mejor adaptados al nuevo ambiente, donde se generan nuevas necesidades que conllevan a una modificación dentro de los organismos de forma heredable. La supervivencia de los organismos mejor adaptados; supone un proceso de selección natural, puesto que las generaciones futuras, resultado de la reproducción de estos organismos, estarán conformadas por individuos aptos para sobrevivir en el ambiente modificado. Los cambios que pueden presentarse en los organismos se dan a través de varios mecanismos como la derivada genética, la mutación y el flujo genético, lo que da origen a nuevas variantes fenotípicas, y en última instancia a

nuevas especies. A estos cambios que se originan en los organismos a través del tiempo se les llama evolución.

2.1.1 Genética

La palabra genética proviene del griego γένος (gen) que significa “descendencia”. Un gen no es más que una secuencia de nucleótidos que forman la estructura de ADN, este a su vez al comprimirse, forma otra estructura llamada cromosoma. Así el cromosoma es el encargado de “almacenar” la información genética de un individuo. Los cromosomas, junto con otras proteínas especiales llamadas histonas, componen la cromatina, estructura que se encuentra en el núcleo de todas las células eucariotas que son células que tienen un material hereditario fundamental (su información genética) cerrado dentro de una doble membrana, la envoltura nuclear, que delimita un núcleo celular, como se muestra en la figura 2.1.

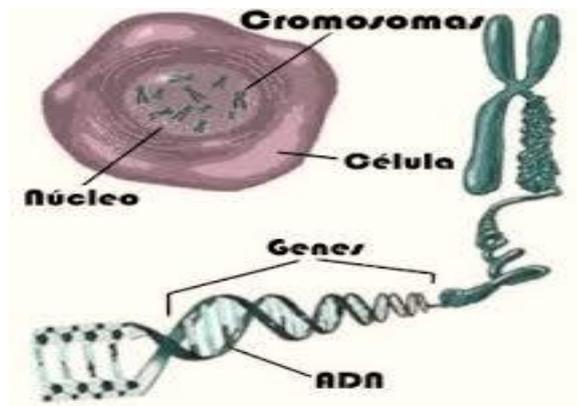


Figura 2.1. Estructura genética

2.1.2 El ADN

El ADN (Ácido Desoxirribonucleico) es un polímero formado por nucleótidos. Un polímero es una molécula orgánica formada por elementos más simples, llamados monómeros, que se enlazan entre sí, como se ve en la figura 2.2. Un nucleótido es un monómero que consta de tres elementos:

1. Un azúcar: desoxirribosa en este caso (en el caso de ARN o ácido ribonucleico, el azúcar que lo forma es una ribosa).
2. Un grupo fosfato (ácido fosfórico).
3. Una base nitrogenada.

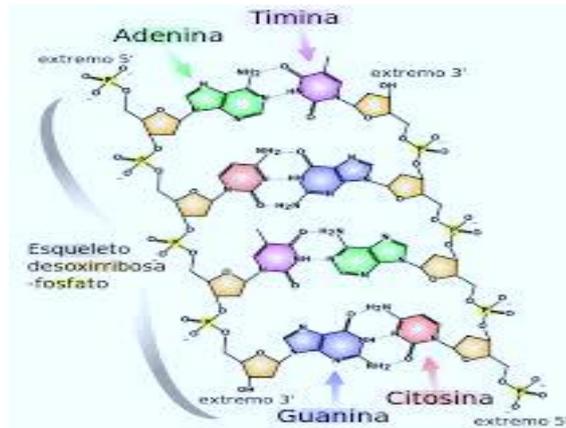


Figura 2.2. Estructura química del ADN

El ADN es una estructura tridimensional compuesta por dos cadenas de nucleótidos que se tuercen formando una doble elipse. Las cadenas están unidas por puentes de hidrogeno entre las bases de cada cadena, figura 2.3. El ADN contiene las instrucciones específicas que hacen único a cada tipo de ser vivo.

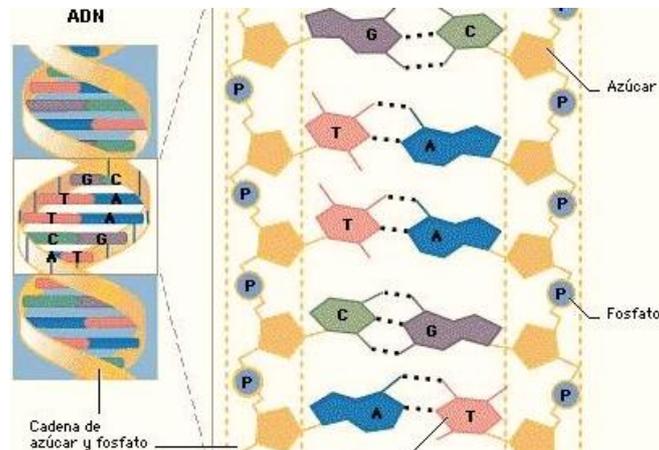


Figura 2.3. Doble elipse del ADN

2.1.3 Replicación del ADN y la Mutación

La base nitrogenada hace posible la caracterización que tiene la información genética, la capacidad de replicación de ADN, donde las dos cadenas de la doble elipse se desenrollan y se forma una nueva cadena complementaria en cada una de las cadenas separadas de la doble elipse original. Este proceso es importante en la división celular que se efectúa a través de la mitosis, figura 2.4, ya que cada célula resultante deberá tener una copia exacta del material genético de la célula padre.

Otra forma de la división del material genético de un núcleo se denomina meiosis y es el proceso donde se producen células genéticamente distintas y combinada con la fecundación que es el fundamento de la reproducción sexual y la variabilidad genética.

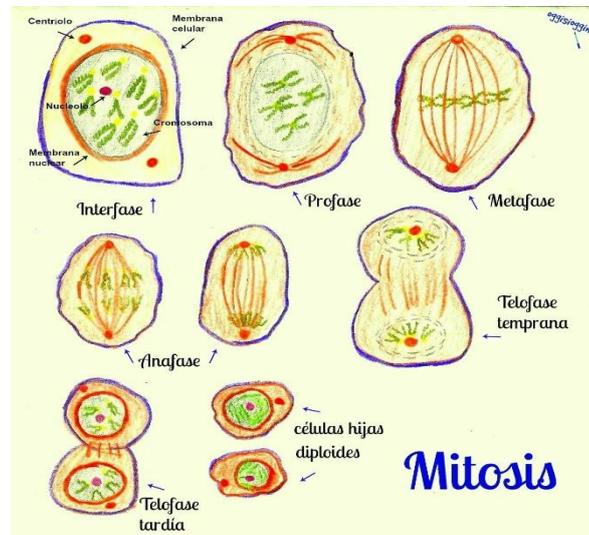


Figura 2.4. Proceso de mitosis

En la replicación del ADN se puede copiar una base de forma incorrecta o se pueden duplicar o perder algunas bases. Cuando alguna de estas acciones ocurre, todas las demás copias sucesivas serán diferentes de la molécula ancestral. En este caso se produce una mutación heredable.

La mutación es un proceso aleatorio pues no se sabe con certeza cómo y en donde se producirá y constituye la base de la diversificación del material hereditario que ha permitido la evolución por selección natural. Las mutaciones realizan la constitución química de los genes, ver figura 2.5. Y se originan por:

- **Sustitución.** Donde debería haber un nucleótido se inserta otro (en lugar de la Citocina se instala una Tiamina).
- **Inversión.** Mediante dos giros de 180° dos segmentos de nucleótidos de hebras complementarias se invierten y se intercambian.
- **Traslocación.** Ocurre un trasplante de pares de nucleótidos complementarios de una zona del ADN a otra.

- **Desfasamiento.** Al insertarse (inserción) o eliminarse (delección) uno o más nucleótidos se produce un error de lectura durante la traducción que con lleva a la formación de proteínas no funcionales.

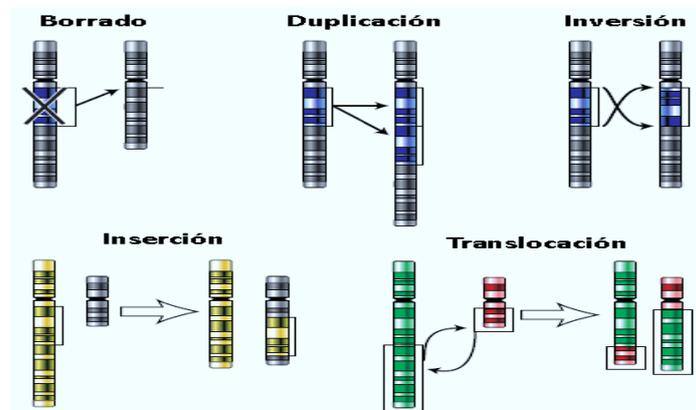


Figura 2.5. Tipos de mutación

2.1.4 Gen

Un gen es la unidad de almacenamiento de información de los seres vivos. Es una secuencia específica de nucleótidos en la cadena ADN, son unidades que se heredan, que pasan de padres a hijos. Un gen es una codificación en secuencia de aminoácidos de tamaño variable que se traduce a una función celular. A cada posible valor que un gen pueda tener, se le denomina alelo. Figura 2.6, como un gen hace referencia a una porción de ADN determinada, los alelos de ese gen serían todos los posibles valores que puede tomar ese segmento de ADN [48], si se tiene un gen ATCG, algunos posibles alelos del mismo podrían ser: PCM, TTP, MPM y cualquier otra combinación posible. Por ejemplo, los genes que determinan los ojos negros y los que determinan los ojos verdes, son alelos del mismo gen, es decir, el que determina el color de ojos.

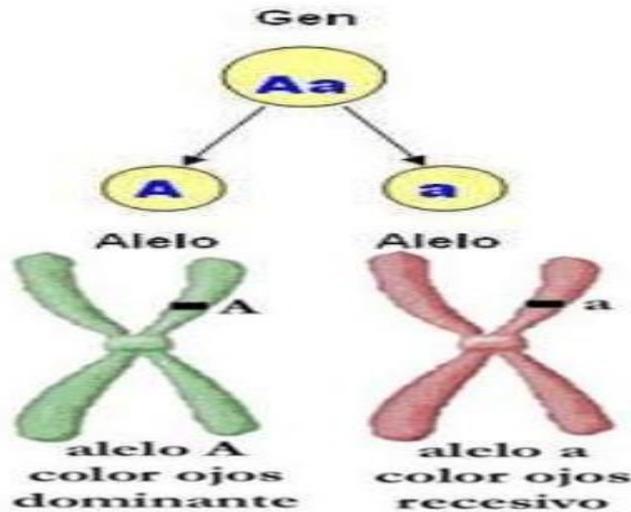


Figura 2.6. Estructura de un gen

2.1.5 Fenotipo y Genotipo

El genotipo de un ser vivo es la información contenida en los genes con todas las características que definen a cada individuo y que se transmiten de generación en generación a través de la herencia. Mientras que el fenotipo es la expresión visible de estas características durante el desarrollo, tales como el color de la piel o la estatura.

Mendel dedujo que el gen está compuesto por dos partes llamadas alelos, cada uno porta determinada característica genética que puede ser dominante, si se presenta en mayor proporción, o recesiva, si aparece después de varias generaciones. Mendel asignó un código para representar cada alelo y facilitar su estudio:

Una letra mayúscula en cursiva para representar una característica dominante, por ejemplo *A*.

La misma letra en minúscula y cursiva para representar una característica recesiva, por ejemplo *a*.

Cuando los alelos se combinan a partir de dos individuos distintos (progenitores) el resultado es un nuevo individuo que hereda las características de ambos (descendientes). Por ejemplo, cuando un progenitor es completamente dominante (*AA*) y otro totalmente recesivo (*aa*) y ambos pasan por la fecundación (proceso

celular en donde el material genético de los gametos masculino y femenino se combinan y producen descendientes diferentes), en la primera generación, se presentará un genotipo que contiene la información de ambos progenitores (Aa).
Figura 2.7.

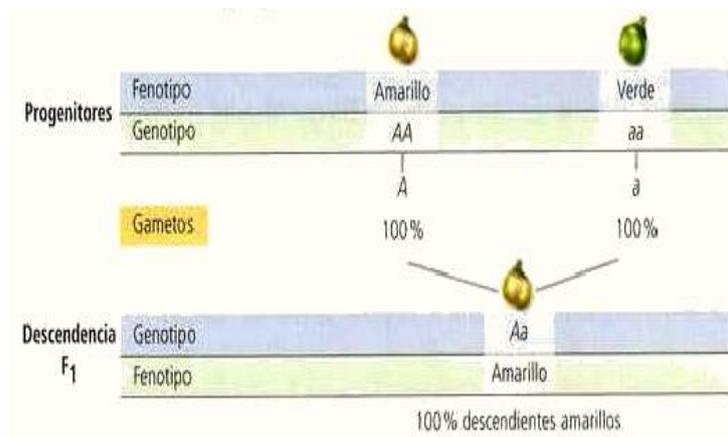


Figura 2.7. Representación de genotipo y fenotipo

A pesar de la relación directa que existe entre el genotipo y el fenotipo de un individuo, este último no sólo depende del primero pues el ambiente también actúa en los organismos produciendo cambios, en este caso físicos. De esta manera el fenotipo es la suma del genotipo y del ambiente circundante del individuo.

$$\text{Fenotipo} = \text{Genotipo} + \text{Ambiente}$$

2.1.6 Cromosoma

Los cromosomas son estructuras con apariencia de hilo ubicadas dentro del núcleo de las células de animales y plantas. Cada cromosoma está compuesto de proteínas combinadas con una sola molécula de ácido desoxirribonucleico (ADN). Pasado de padres a descendientes.

La estructura única de los cromosomas mantiene al ADN enrollado apretadamente alrededor de proteínas con apariencia de carretes de hilo, llamadas histonas. Sin dichos carretes, las moléculas de ADN serían demasiado largas para caber dentro de las células.

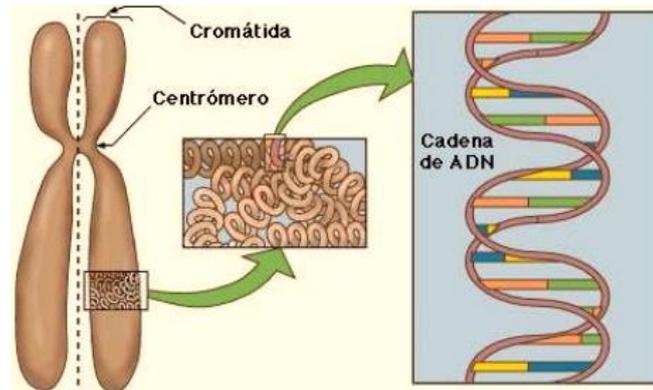


Figura 2.8. Cromosoma

Para que un organismo crezca y funcione adecuadamente, las células deben dividirse constantemente y producir nuevas células que reemplacen a las células viejas y desgastadas. Durante la división celular, es esencial que el ADN permanezca intacto y distribuido uniformemente entre las células.

Los cromosomas son una parte clave del proceso que asegura que el ADN se copie y distribuya fielmente en la gran mayoría de las divisiones celulares.

2.2 Evolución biológica

El concepto de evolución proviene del término latín “evolutio” y hace referencia al verbo “evolucionar” y a sus efectos. De tal manera que la evolución se define como el proceso universal que consiste en el cambio gradual de los seres vivos y del resto de objetos del mundo natural. Otro concepto indica que la evolución es el proceso por el cual se cree que diferentes tipos de organismos vivos se han desarrollado y diversificado a partir de formas anteriores durante la historia de la tierra.

En base a las definiciones anteriores se puede deducir que la evolución biológica, es el proceso de cambios sucesivos que han experimentado los seres vivos a lo largo de generaciones, a partir de un ancestro común, y constituye la base sobre la que se asientan todas las ciencias de la vida. En otras palabras, la evolución puede entenderse como un proceso que deben atravesar ciertas cosas y que consiste en el abandono de una etapa para pasar a otra ya sea de manera actual o progresiva.

A Continuación, se describe a los principales autores que han hecho aportaciones sobre el tema del origen de la evolución.

Thomas Malthus: En sus ensayos sobre la población (1798) presenta su idea de la lucha constante entre los seres vivos por su supervivencia que generaría el crecimiento aun mayor de la vida humana, al requerir una mayor demanda que el de producción de los alimentos, lo que ocasionaría hambre, enfermedades, guerras constantes. Por su parte C. Darwin agrega que la hipótesis de que la disponibilidad de alimento limita el crecimiento de una población es válida para todo tipo de especies y no sólo para la especie humana.

Charles Lyell: En sus principios de Geología se oponía al fijismo el cual indicaba que las especies no presentaban cambio alguno y el catastrofismo teoría dada por Georges Cuvier donde se creía que la tierra estuvo poblada por flora y fauna y que estas fueron alteradas no por cambios graduales sino por catástrofes repentinas. Por lo tanto, Lyell apoyaba la teoría uniformista de Hutton; donde se indica según que los procesos naturales que actuaron en el pasado son los mismos que actúan en el presente y con la misma intensidad, en un efecto lento, constante y acumulativo de las fuerzas naturales produciendo un cambio continuo en el curso de la historia de la Tierra.

El naturalista británico Charles Roberth Darwin en (1859) en su inquietud de estudiar el comportamiento de los seres vivos que en sus investigaciones se percató de que una especie que no sufriera cambios se volvería incompatible con su ambiente, ya que este tiende a cambiar con el tiempo. Así mismo las similitudes entre hijos y padres observada en la naturaleza, le surgieron a Darwin que, si existía un cambio biológico y genético en ellos, debido a que ciertas características de las especies eran hereditarias, y que de generación en generación ocurrían cambios cuya principal motivación era hacer a los nuevos individuos más aptos para sobrevivir [49].

Alfred Russel Wallace: entre los años 1854 y 1862 investigó la distribución geográfica de los animales y observó que existían diferencias zoológicas fundamentales entre las especies asiáticas y las australianas. Esta investigación permitió a Wallace elaborar de forma independiente su propia teoría de la evolución, que posteriormente comunicó a Charles Darwin en 1858 donde exponía las mismas ideas que Charles Darwin de la teoría de la selección natural, las ideas de ambos

fueron publicadas de forma conjunta por la Sociedad Linneana de Londres en 1860. Cuyas principales ideas fueron:

- Todos los organismos provienen de otros antecesores, pero entre ellos siempre existen variaciones que los hacen únicos.
- Algunas de las variaciones que surgen entre individuos de una misma población son heredables y se transmiten a la descendencia [50].

2.3 Síntesis evolutiva moderna

La síntesis evolutiva moderna, también llamada la teoría de la evolución actual, es la unión de la teoría darwiniana en términos de la selección natural, con los descubrimientos de Gregor Mendel sobre los principios de la genética y los conocimientos actuales sobre genética. Los experimentos de cruzamiento con guisantes que realizó Mendel lo llevaron a formular las tres leyes que llevan su nombre: ley de la uniformidad, ley de la segregación, ley de la segregación independiente.

Las cuales explican y predicen como van a hacer las características de un nuevo individuo, partiendo de los rasgos presentes en sus padres y abuelos y estas características se heredan de padres a hijos (ley de la herencia). Según la teoría sintética, la evolución se lleva a cabo a través de los siguientes mecanismos:

- La selección natural, teoría de Darwin.
- Las mutaciones.
- La derivada genética.
- El flujo genético.

Gracias a los descubrimientos y aportaciones de Mendel, la evolución se comprendió y se aceptó por la comunidad científica como un proceso donde se realizan cambios genéticos en los individuos, y estos cambios son transmitidos entonces de una generación a otra en el proceso de reproducción (sexual o asexual).

2.4 Computación evolutiva bio-inspirada

En las últimas décadas los algoritmos bio-inspirados (AB's) han sido de gran interés en el área de investigación computacional para el diseño de algoritmos, dichos algoritmos bio-inspirados modelan (de forma aproximada) un fenómeno existente en la naturaleza, para resolver problemas reales.

En los puntos anteriores se presentó una revisión general de los conceptos más importantes de la biología evolutiva, y así poder comprender la terminología empleada entre la similitud de la teoría biológica y la teoría computacional que se inspira en ella.

En la tabla 2.1, se presenta un resumen de los conceptos utilizados en la evolución biología y su respectiva interpretación en un algoritmo evolutivo.

Tabla 2.1. Definición de conceptos biológicos para un AE

Termino	Descripción computacional
Fenotipo	Conjunto de posibles soluciones de un problema específico.
Genotipo	Conjunto de soluciones codificadas en estructuras manipulables computacionalmente.
Población	Subconjunto de N cromosomas del conjunto genotípico con el cual el algoritmo operará.
Cromosoma	Codificación de un individuo, en una estructura de datos que contiene una cadena de parámetros de diseño o genes. Esta estructura de datos puede almacenarse por ejemplo en una cadena de bits o un arreglo de enteros. Elemento del conjunto genotípico.
Locus	Posición particular dentro de una estructura cromosoma.
Gen	Subestructura de la estructura cromosoma en un locus determinado.
Alelos	Conjunto de posibles valores que puede tener la subestructura gen.

Desempeño	Valor resultante del proceso de evaluación de un cromosoma que incide en el proceso de selección.
Selección	Mecanismo mediante el cual se eligen determinados cromosomas que formarán parte de la población que se cruzará.
Cruzamiento Reproducción	Intercambio de genes entre dos estructuras cromosoma llamadas padres, que origina una estructura nueva llamada hijo.
Mutación	Cambio aleatorio de alelos dentro de una subestructura gen.
Generación	Ciclo selección-cruzamiento-mutación para una población determinada.

De acuerdo con la visión general de los modelos de computo bio-inspirado, surge la computación evolutiva, como una rama de la computación emergente, que estudia las propiedades y el comportamiento de un conjunto de algoritmos evolutivos. Varios de ellos, destinados a comprender mejor la dinámica poblacional, presente en la evolución, mediante ciertas técnicas que simulan el comportamiento natural de los seres vivos [51]. La evolución natural es un proceso de cambio sobre una población reproductiva que contiene variedades de individuos con algunas características heredables y en donde algunas variedades difieren en su aptitud (éxito reproductivo).

La computación evolutiva, presenta un enfoque alternativo para abordar problemas complejos de búsqueda y aprendizaje a través de modelos computacionales de procesos evolutivos. La evolución está en constante cambio, en casi todos los organismos, como resultado de dos procesos primarios: la selección natural y la reproducción (cruce).

La computación evolutiva se ha convertido en un concepto general adaptable para resolución de problemas, entre otros factores que, añaden flexibilidad, adaptabilidad, robustez en la resolución y las ventajas de la búsqueda global [52], solucionando problemas difíciles de optimizar en diversas áreas como son: el control de procesos, el aprendizaje automático, y la optimización de funciones.

2.5 Algoritmos Evolutivos

Los algoritmos evolutivos (AE's) han sido de gran utilidad debido a sus estrategias competitivas para la solución de diversos problemas con ciertas características difíciles de resolver a través de técnicas comunes de programación matemática.

Los AE's son métodos de búsqueda estocástica, inspirados en un conjunto de modelos y comportamientos naturales en la evolución de los seres vivos. Este tipo de algoritmos son un método robusto para describir sistemas de resolución de problemas de optimización o búsqueda, ejecutados en ordenadores a través de modelos computacionales con mecanismos de evolución conocidos como elementos clave para el diseño y su implementación.

Los algoritmos evolutivos como su nombre lo indica han venido evolucionando a través del tiempo, trabajan con una población inicial de individuos, que representan soluciones candidatas a un problema de optimización, dada a una función de minimización o maximización según sea el caso a resolver, cada individuo se codifica en uno o más cromosomas que se representan en una estructura computacional (por ejemplo un vector) el conjunto de soluciones representa el fenotipo y los cromosomas representan el genotipo .

Cada cromosoma está compuesto por diferentes genes o valores que representan la solución, ubicados en determinado locus o posición dentro de la estructura. Como se muestra en la figura 2.9. La población sufre un proceso de cambio a través del tiempo por medio de la competencia entre los individuos, esta competencia se realiza haciendo uso de una función que evalúa el desempeño de cada uno, es decir, el grado de similitud de la solución encontrada por el algoritmo evolutivo con la solución real.

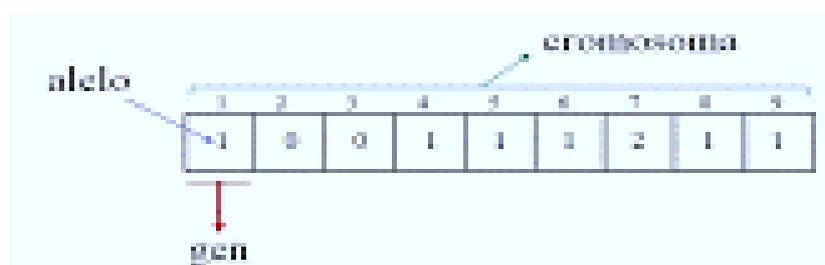


Figura 2.9. Estructura de un cromosoma computacional

Los individuos que “sobreviven” se reproducen, esto es, intercambian entre ellos material genético (valores que determinan la solución al problema) originando una nueva población compuesta por descendientes. En esta nueva población uno o más individuos pueden sufrir el proceso de mutación y cruce aleatoriamente produciendo nuevos alelos en sus genes, es decir, cambios en los valores del cromosoma que representa la solución, originando una nueva población compuesta de los individuos alterados y no alterados.

El proceso de selección, reproducción, mutación, cruce, se repite cíclicamente originando en cada unidad del mismo nuevas generaciones de individuos hasta que se cumple cierta condición (por ejemplo, número de generaciones) esperando que el mejor individuo o conjunto de individuos de la población, esté cerca de la solución buscada.

A continuación, se detalla los procesos y estructura de un algoritmo evolutivo [20].

2.5.1 Estructura general de un algoritmo evolutivo

Los algoritmos evolutivos parten de un proceso aleatorio determinado por una función t , conocida como función de inicialización, se crea un conjunto de cromosomas, $P_t = \{ \vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_{np} \}$, llamado población inicial, y representa el conjunto de soluciones con las que el algoritmo operará interactivamente, a este conjunto se les evalúa su aptitud por medio de una función de desempeño, $P_t = \{ f\vec{x}_1, f\vec{x}_2, \dots, f\vec{x}_{np} \}$, el valor dado por la función para cada cromosoma será utilizado en el proceso de selección. Posteriormente al conjunto P_t se le aplican los operadores de variación con el fin de modificar su contenido. Este proceso contiene tres etapas principales [53]:

- **Selección:** las soluciones con mejor aptitud son elegidas por medio de la función de selección originando la población P_t' .
- **Reproducción:** se crean nuevas soluciones modificando las soluciones elegidas P_t' por medio de los operadores de reproducción, dando origen a la población P_t'' .

- **Reemplazo:** finalmente, el conjunto P_t inicial es reemplazado por el conjunto P_t'' resultante del proceso aplicado. Todo este proceso se repite hasta que se cumple el criterio de finalización determinado por el número de iteraciones (generaciones).

En el algoritmo 1, se muestra la estructura general de los algoritmos evolutivos

Algoritmo 1. Esquema general de un algoritmo evolutivo

```

1 Inicializar ( $P_t = \{ \vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_{np} \}$ );
2 Evaluar ( $P_t$ )  $\{ f(\vec{x}_1), f(\vec{x}_2), \dots, f(\vec{x}_{np}) \}$ ;
3 Mientras Criterio de terminación No satisfecho hacer
4 Padres  $\leftarrow$  SeleccionarPadres ( $P_t$ );
5  $P'_t$   $\leftarrow$  Recombinar (Padres);
6  $P''_t$   $\leftarrow$  Mutar ( $P'_t$ );
7 Evaluar ( $P''_t$ )  $\{ f(\vec{x}''_1), f(\vec{x}''_2), \dots, f(\vec{x}''_{np}) \}$ ;
8  $P_{t+1}$   $\leftarrow$  Seleccionar ( $P''_t$  U  $P_t$ );
9 G  $\leftarrow$  G+1;

```

2.5.2 Principales Componentes de un algoritmo evolutivo

Durante el transcurso del tiempo se han hecho muchas aportaciones a este tipo de estrategias dando lugar a una gran cantidad de algoritmos evolutivos, que se emplean, para dar solución un extenso número de problemas a optimizar. Cada uno de los diferentes tipos de algoritmos evolutivos especifica cierto número de componentes, procedimientos y operadores que los define. A pesar de las nuevas aportaciones la mayoría de estos algoritmos recaen en la misma estructura y secuencia de procesos, que a continuación se describen desde un panorama general.

1. Definición de los individuos

Es una representación poblacional (no necesariamente directa) de posibles soluciones, es el primer paso en el cual se define un algoritmo evolutivo, donde se representa el contexto del problema original al espacio de solución, tomando lugar la evolución.

a) Función de evaluación (función de aptitud)

Representa los requerimientos a los cuales las soluciones se adaptan. Dentro del panorama del problema, esta función representa la tarea a resolver mediante el algoritmo evolutivo.

2. Mecanismo de selección de padres

Este mecanismo también llamado proceso de selección de cruce, se realiza eligiendo a los individuos que serán semillas para los descendientes; tal elección es basada en los valores de aptitud de los individuos y típicamente este proceso se realiza de forma probabilística.

a) Operadores de recombinación (cruce) y mutación

La función de los operadores de variación (mutación y recombinación) es generar nuevos individuos a partir de los individuos actuales.

- **La mutación:** es un operador estocástico, que produce cambios aleatorios sin sesgo; el objetivo de este de este operador varía de acuerdo al algoritmo evolutivo empleado. Por ejemplo, en las estrategias evolutivas, la mutación es el principal operador de variación y su propósito es perturbar de manera acotada a las soluciones de la población actual. En los algoritmos genéticos la mutación funge como un operador secundario, que tiene la finalidad de mantener el espacio de búsqueda totalmente conectado.
- **La recombinación:** también llamado operador de cruce, tiene como función, transferir de los individuos a sus descendientes, la información dentro de la población obtenida, durante el proceso de búsqueda, ya que los algoritmos evolutivos no poseen un mecanismo explícito de memoria.

Los teoremas que establecen la propiedad de convergencia al óptimo global de los algoritmos evolutivos se basan en la propiedad de que todos los posibles fenotipos pueden ser generados por los operadores de variación [54].

3 Mecanismos de supervivencia

Este mecanismo se emplea de forma estocástica o determinista, en la mayoría de los casos, las poblaciones de individuos se mantienen a un tamaño constante; con

el fin de simular un ambiente con espacio finito donde los individuos y sus descendientes compiten entre ellos por permanecer en la población. Este mecanismo varía según el tipo de algoritmo, en los algoritmos genéticos, los descendientes reemplazan en su totalidad a los padres, en las estrategias evolutivas los individuos compiten por un lugar en la población.

2.6 Paradigmas de la computación evolutiva

Desde décadas anteriores la idea de encontrar soluciones a diversos problemas basándose en los principios de la evolución biológica ha dado origen a la computación evolutiva la cual se puede considerar como una agrupación de técnicas que responden a diferentes problemáticas. Se consideran como los principales paradigmas de la computación evolutiva a las siguientes técnicas: Programación Evolutiva, Estrategias Evolutivas, los Algoritmos Genéticos (AG), y en los años 90 la Programación Genética.

En los siguientes puntos se presenta una recopilación general en el que se ha enfocado la computación evolutiva, desde sus tres principales ejes.

2.6.1 Programación Evolutiva (PE)

La programación evolutiva surge gracias a las investigaciones y trabajos realizados por [55]. Esta técnica fue diseñada como intento de crear inteligencia artificial en la cual se define como la capacidad de un sistema a adaptarse a su ambiente con el fin de lograr objetivos específicos.

En las primeras versiones de PE, el algoritmo opera sobre la secuencia de símbolos dentro de un alfabeto finito con el objetivo de predecir la secuencia de ellos, a través del uso de máquinas de estado finito para presentar a los individuos dentro de la población, la adaptación de los individuos que se logra con el proceso de la mutación, esta adaptación es de mayor prioridad que la evolución de su información genética en la sucesión de las generaciones, ya que no ocupa el intercambio de información entre los individuos (cruce), la aptitud es basada en la exactitud de la predicción y la complejidad de los individuos. Este comportamiento usualmente se modela a través de estructuras de datos complejas como son las máquinas de estados finito o grafos durante el proceso evolutivo.

2.6 Paradigmas de la computación evolutiva

Sus principales procesos de mutación son: cambiar el símbolo de salida, cambiar un estado de transición, añadir un estado, eliminar el estado, cambiar el estado inicial. En el proceso de descendencia, no existe un de selección de padres, ya que cada individuo de la población se crea un descendiente mediante el proceso de mutación. En la actualidad la programación evolutiva considera que la representación no debe ser única y como tal tampoco la mutación. En el algoritmo 2, se presenta la estructura general de la programación evolutiva.

Algoritmo 2. Esquema general de la programación evolutiva

```
1 Inicializar ( $P_t$ );  
2 Evaluar ( $P_t$ );  
3 Mientras Criterio de terminación No satisfecho hacer  
4  $P'_t \leftarrow$  Mutar ( $P_t$ );  
5 Evaluar ( $P'_t$ );  
6  $P_{t+1} \leftarrow$  Seleccionar ( $P'_t \cup P_t$ );  
7 G  $\leftarrow$  G+1;
```

2.6.2 Estrategias evolutivas (EE)

Este enfoque fue propuesto por Ingo Rechenberg y Paul Schwefel, fue diseñada inicialmente con el objetivo de resolver problemas de optimización discretos y continuos, principalmente experimentales y considerados difíciles de resolver. La representación de los individuos se realiza con vectores de números reales de punto flotante, usa desviaciones estándar que codifican las posibles soluciones de problemas numéricos. Cada individuo de la población es un posible óptimo de la función llamada función objetivo, la representación de cada individuo de la población consta de dos tipos de variables: las variables objeto son los posibles valores que hacen que la función objetivo alcance el óptimo global y las variables estratégicas son los parámetros mediante los que gobiernan el proceso evolutivo indicando de qué forma las variables objeto son afectadas por la mutación.

En la operación de selección, desecha las peores soluciones de la población y no genera copia de aquellos individuos con una aptitud por debajo de la aptitud promedio.

El inicio de la aplicación de las estrategias evolutivas en el año 1960 en su investigación, John Holland, planteó la posibilidad de incorporar los mecanismos naturales de selección y supervivencia a la resolución de problemas de Inteligencia Artificial [56]. La simulación de procesos de evolución natural de las especies da como resultado una técnica de optimización estocástica que posteriormente fue llamada algoritmos evolutivos, y que fueron enmarcados dentro de las técnicas no convencionales de optimización para problemas del mundo real.

En el algoritmo 3: se presenta el algoritmo básico de una estrategia evolutiva de dos miembros para un problema de minimización de una función n- dimensional $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$. $N(0, \sigma)$ representa la generación de un número aleatorio conforme a una distribución normal de probabilidades con media cero y desviación estándar σ .

Algoritmo 3. Estrategias evolutivas de dos miembros EE – (1+1)

```
1  t = 0;
2  Generar de manera aleatoria  $(x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t) \in \mathbb{R}^n$ ;
3  Mientras Criterio de terminación No satisfecho hacer
4     $y_i^t = x_i^t + N(0, \sigma)$  para todo  $i \in \{1, \dots, n\}$ ;
5  Si  $f(\vec{y}^t) \leq f(\vec{x}^t)$  entonces
6     $\vec{x}^{t+1} = \vec{y}^t$ 
7  Si no
8     $\vec{x}^{t+1} = \vec{x}^t$ 
9  t = t + 1;
```

Las estrategias evolutivas en algunos casos usan auto-adaptación; donde el vector $\vec{x} = (x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t)$ es solo un componente de la solución. En general un individuo se representa de la siguiente manera: $(x_1, \dots, x_n, \sigma_1, \dots, \sigma_n, \alpha_1, \dots, \alpha_{n(n-1)/2})$. Donde σ_i para $i = \{1, \dots, n\}$ son los tamaños de paso para cada uno de los n componentes de \vec{x} y α_i para $i = \{1, \dots, \frac{n(n-1)}{2}\}$ representan las interacciones entre los diferentes tamaños de pasos.

2.6.3 Algoritmos Genéticos (AG)

Los algoritmos genéticos inicialmente fueron propuestos como métodos con comportamiento adaptativo que conservan los mecanismos más importantes de los

sistemas naturales [57]. Los AG como una técnica poderosa de búsqueda y optimización, son de los más utilizados debido a la simpleza en la representación de los cromosomas siguiendo el esquema general de los AE's.

En el proceso de selección los individuos más aptos, tienen mayor probabilidad de reproducción. Cabe mencionar que la aptitud es una medida de la capacidad reproductiva los individuos descendientes de estos individuos tienen una mayor posibilidad de transmitir sus códigos genéticos a las próximas generaciones.

La mutación funge como el operador secundario, dado que las variaciones aleatorias de los genotipos pueden terminar con la información contenida en la población. Por tal motivo el operador principal es la recombinación (cruce) que hace que se redistribuya los segmentos de información útil y se propague a las siguientes generaciones. En el algoritmo 4 se muestra un algoritmo genético en su forma canónica.

Algoritmo 4. Esquema de un algoritmo genético canónico

- 1 **Inicializar** (P_t);
 - 2 **Evaluar** (P_t);
 - 3 **Mientras** Criterio de terminación No satisfecho **hacer**
 - 4 **AsignarProbabilidadReproductiva** (P_t);
 - 5 $P'_t \leftarrow$ **Reproducir** (P_t);
 - 6 $P''_t \leftarrow$ **Cruzar** (P'_t);
 - 7 $P'''_t \leftarrow$ **Mutar** (P''_t);
 - 8 **Evaluar** (P'''_t);
 - 9 $P_{t+1} \leftarrow P'''_t$;
 - 10 $G \leftarrow G+1$;
-

2.7 Motores

En este punto se presenta el tema de los motores ya que a este concierne la tarea de este trabajo. Un motor es un artefacto, cuyo propósito principal es brindar la energía suficiente aun conjunto de piezas para que estas tengan un funcionamiento adecuado y la máquina que componen pueda realizar sus actividades. Normalmente, estos funcionan con algún tipo de combustible, que puede ser natural o procesado industrialmente y se valen de la conversión de energía en otro tipo de energía con muchas más posibilidades de ser utilizada.

2.7.1 Tipos de motores

Los motores pueden ser creados desde diversas perspectivas de funcionamiento, por ello existen muchos tipos. En la tabla 2.2 se presenta algunos de los motores más comunes.

Tabla 2.2. Muestra los principales tipos de motores

Tipo	Característica principal
Motor eléctrico	La electricidad es la fuente de funcionamiento.
Motor térmico	La energía calórica es el principal origen de la fuerza.
Motor de combustión intensa	Se utilizan químicos, que se convierten en energía.
Motor de combustión externa	Se transforma la sustancia química en otra distinta.

Cada motor tiene una serie de características, que determinan si la funcionalidad será la deseada; estas consisten en el rendimiento, la velocidad nominal, la potencia, el par motor y la estabilidad.

2.7.2 Motores eléctricos

En este punto de detalla sobre los motores eléctricos, los cuales se emplean para la elaboración de este trabajo. Los motores eléctricos son propulsores que no necesitan de una combustión interna para proporcionar la energía, sino que ésta viene a través de la fuerza que producen el estátor y el rotor. Estos sistemas pueden funcionar tanto a través de baterías como conectados a una red eléctrica.

Para poder entender el principio de funcionamiento de un motor eléctrico es necesario recordar algunos aspectos sobre magnetismo y electromagnetismo. Michael Faraday (1791-1867) dio origen a el concepto de líneas de fuerza magnética, también denominadas líneas de inducción magnética, como un medio para analizar y explicar los fenómenos magnéticos [58].

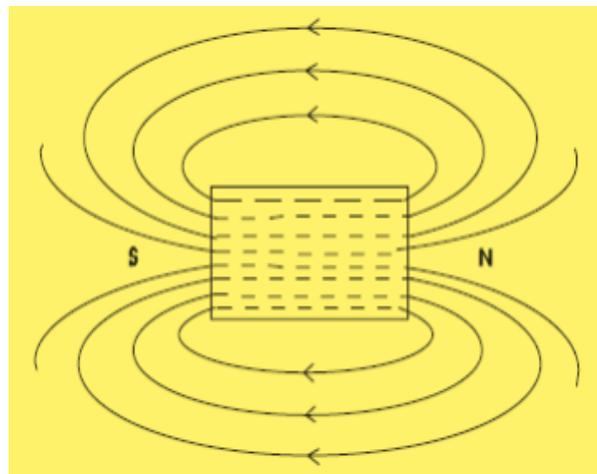


Figura 2.10. Líneas de fuerza magnética que rodea a un imán permanente.

Las líneas de fuerza magnética son líneas imaginarias cuya dirección es la misma que da un campo magnético real en un punto específico, figura 2.10. cada línea dibujada representa incontables líneas de fuerza que ilustran el camino típico del campo magnético alrededor de un imán. En la tabla 2.3, se muestran las características principales de las líneas de fuerza.

Tabla 2.3. Características fundamentales de las líneas de fuerza magnética

Característica	Definición
Lazos cerrados	Las líneas existen dentro del cuerpo de un imán y continúan externamente hasta cerrar un lazo.
Direccionales	Emergen de un área denominada polo norte y entran en otra área diferente denominada polo sur; estas líneas continúan internamente en un imán es de sur a norte, y externamente de norte a sur.
No se interceptan	Dos líneas no pueden ocupar el espacio o pasar a través de un punto común. Se repelen mutuamente.
Baja reluctancia	El espacio libre y la mayoría de los materiales son medios difíciles de ser ocupados por líneas de fuerza magnética.

Los materiales ferromagnéticos poseen baja reluctancia; así a pesar de la tendencia a contraerse, muchas líneas de fuerza desvían su trayectoria corta de alta reluctancia para seguir una trayectoria más larga de baja reluctancia a través de un cuerpo ferromagnético, como se muestra en la figura 2.11.

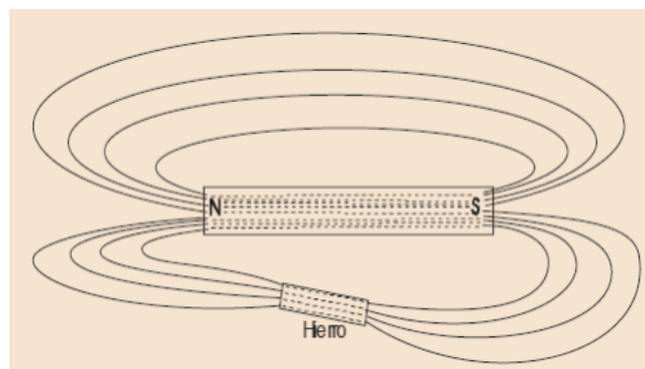


Figura 2.11. Líneas de fuerza magnética a través de un cuerpo de baja reluctancia.

Una vez que las líneas de fuerza magnética penetran el cuerpo ferromagnético, las fuerzas tensoras de las líneas de fuerza entran en acción para atraer el cuerpo hacia el imán, si las fuerzas tensoras son mayores que las fuerzas que se oponen,

el cuerpo se mueve. El resultado es la conocida fuerza de atracción que tiene un imán sobre materiales ferromagnéticos, como se muestra en la figura 2.12.

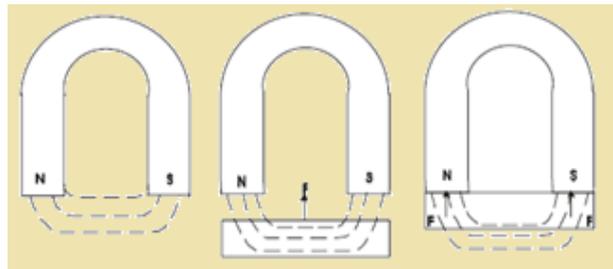


Figura 2.12. Atracción magnética sobre el hierro

El número de líneas de fuerza magnética se le denomina flujo magnético y el símbolo que lo representa es ϕ , su unidad en el sistema inglés es el Maxwell [59].

La acción de la fuerza ejercida en un conductor que porta corriente eléctrica dentro de un campo magnético externo puede deducirse mediante la regla de la mano izquierda de la acción motor, figura 2.13. esta regla establece lo siguiente: si se extienden los dedos pulgar, índice y medio de la mano izquierda, formando ángulos rectos entre sí y el dedo índice apunta en dirección del flujo magnético ϕ de los polos de norte y sur y el medio apunta en la dirección del flujo de la corriente convencional i en el conductor, entonces el dedo pulgar apunta en la dirección de la fuerza que se ejerce sobre el conductor [60].

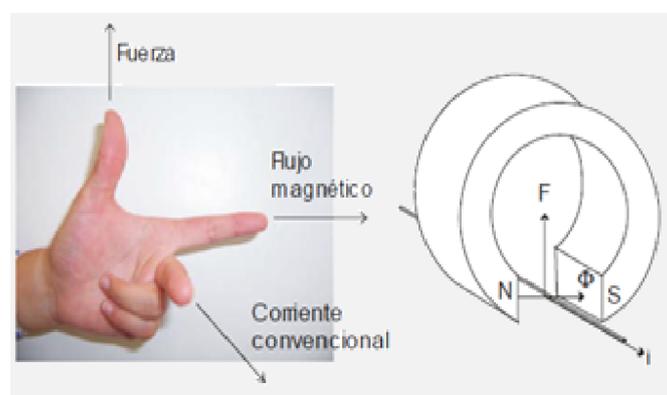


Figura 2.13. Regla de la mano izquierda de la acción del motor.

Dentro de los motores eléctricos podemos encontrar una clasificación principal que los distingue en tres tipologías:

2.7.2.1 Motores universales

Pueden funcionar tanto con corriente continua como con corriente alterna, y son ampliamente utilizados tanto a nivel profesional o industrial, como a nivel doméstico para dotar de potencia a diversos electrodomésticos cotidianos.

2.7.2.2 Motores de corriente alterna

Los motores de corriente alternan, están diseñados para funcionar a velocidades fijas, son sencillos, baratos y muy usados tanto a nivel industrial como doméstico. En el ámbito de los motores de corriente alterna se encuentran diferentes tipos atendiendo a diferentes clasificaciones, según la forma en la que gira el rotor, y estos son: motores síncronos y asíncronos.

La principal diferencia entre ellos es que en el primero el rotor gira a la misma velocidad que el campo electromagnético, mientras que en el segundo puede hacerlo a distinta velocidad.

Los motores de corriente alternan también pueden ser clasificados según el número de fases de alimentación. En este caso nos encontramos con otros tres tipos principales: monofásicos, bifásicos y trifásicos (estos últimos son muy utilizados en la industria del automóvil).

En los siguientes puntos se detalla más a fondo el tipo de motor eléctrico de corriente directa y de imán permanente ya que la investigación de este trabajo está enfocada en este tipo de estructura.

2.7.2.3 Motores de corriente directa o continua

Un motor de corriente directa (CD) es una máquina que convierte energía eléctrica en movimiento o trabajo mecánico a través de electromagnéticos [61].

Este tipo de motores tienen en el rotor y estator el mismo número de polos y el mismo número de carbones. El estator funge como inductor y el rotor como inducido. Los motores de cd, fueron los primeros en utilizarse en vehículos eléctricos por sus buenas características de tracción y por su simplicidad de los sistemas de control de la electricidad entre las baterías. En la tabla 2.4 se muestra la clasificación de los motores de cd.

Tabla 2.4. Clasificación de motores de corriente directa

Rotor devanado	Imán permanente	Conmutados electrónicamente
En serie	IP convencional	Sin escobillas (disparados por posición).
En derivación	Rotor disco	Paso a paso Rotor de IP De reluctancia variable
Compuesto	Rotor de copa	

7.2.3 Motores de CD de imanes permanentes

El motor de imanes permanentes es un desarrollo innovador dentro de la tecnología de motores sincrónicos que combina la alta precisión de este tipo de motor con el diseño simple y robusto de un motor de inducción asincrónico jaula de ardilla. Es capaz de entregar un muy alto torque desde un pequeño tamaño de motor a baja velocidad, eliminando la necesidad de cajas de reducción, en términos de performance, puede entregar los mismos resultados que los de un motor sincrónico.

Los motores de corriente continua de imanes permanentes son ampliamente utilizados en la industria ya que estos son muy comunes y de bajo costo, se encuentran en la mayoría de los juguetes a pila, pueden usarse como generadores de turbinas eólicas, o micro-hidráulicas, hasta en robots industriales, estos por lo general se componen dos imanes permanentes fijados en la carcasa y una serie de bobinados de cobre que se ubican en el eje del motor, ver figura 2.14.

Los motores de cd permiten alcanzar un amplio rango de velocidad así mismo pueden proporcionar un alto par-motor con control más sencillo y económico que cualquier otro motor de corriente alterna. Hoy en día los métodos de control de velocidad se han ido desarrollando notablemente y los más comunes son el control de velocidad por corriente de campo y el control de velocidad por corriente de armadura, que son técnicas de control no lineal.

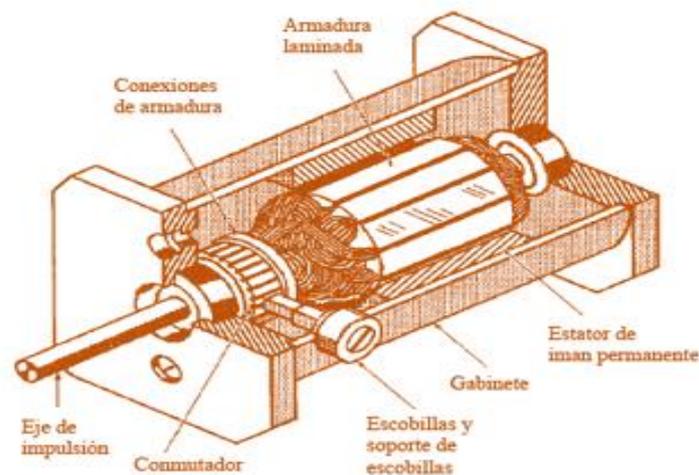


Figura 2.14. Motor de CD de imán permanente

En la Figura 2.15, se muestra el campo magnético de un motor de corriente directa se puede producir por bobinas o imanes permanentes. Los motores de corriente directa de imanes permanentes se pueden clasificar de acuerdo con el esquema de conmutación y al diseño de la armadura. De acuerdo con la construcción de la armadura, el motor de corriente directa de imán permanente se puede descomponer en tres tipos de diseño de armadura:

- Motores de núcleo de hierro
- Motores de devanado superficial
- Motores de bobina móvil

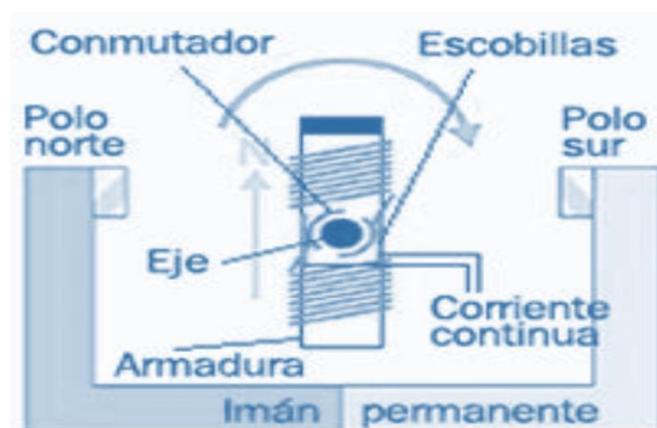


Figura 2.15. Esquema de motor de imán permanente

2.7.3.1 Motor de núcleo de hierro

Se muestra en la figura 2.16, la estructura del rotor y estator del motor de cd de imán permanente de núcleo de hierro. El flujo magnético producido por el imán pasa a través de la estructura del rotor laminado que tiene ranuras. Los conductores de la armadura están localizados en las ranuras del rotor, este tipo de motor se caracteriza por una inercia del rotor alta, una inductancia alta, bajo costo y alta confiabilidad.

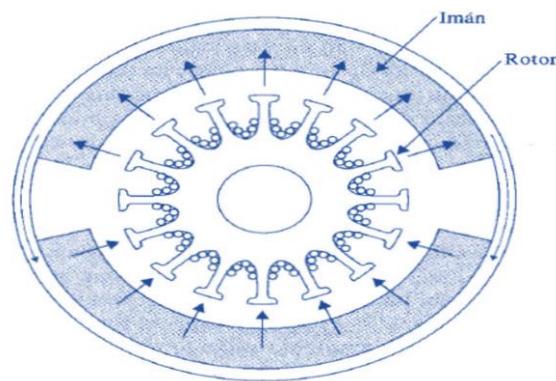


Figura 2.16. Motor de núcleo de hierro

2.7.3.2 Motor de devanado superficial

Los conductores de la armadura están pegados a la superficie de la estructura cilíndrica del rotor, la cual está hecha de discos laminados sujetos al eje del motor. Debido a que en este diseño no se emplean ranuras sobre el rotor, la armadura no presenta el efecto de la "rueda dentada". Puesto que los conductores están proyectados en el entre hierro de aire que está entre el campo de imán permanente y el rotor, este tipo de motor tiene menor inductancia que el de estructura de núcleo de hierro. Su estructura se muestra en la figura 2.17.

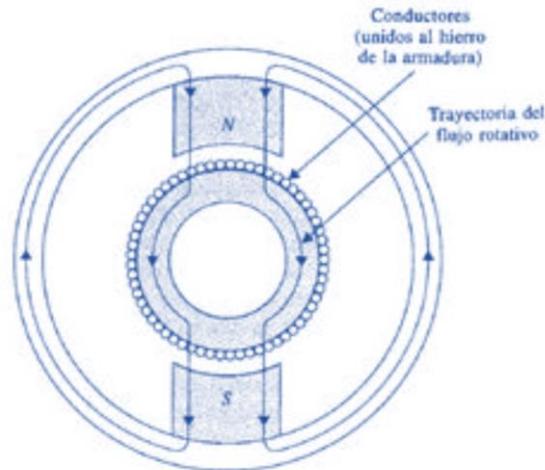


Figura 2.17. Motor de devanado superficial

2.7.3.3 Motor de bobina móvil

En la Figura 2.18, se muestra este tipo de motor que está diseñado para tener momentos de inercia muy bajos e inductancia de armadura también muy baja. Esto se logra al colocar los conductores de la armadura entre la trayectoria de regreso del flujo estacionario y la estructura de imán permanente. Ya que en este tipo de motor se han eliminado todos los elementos no necesarios de la armadura del motor, su momento de inercia es muy bajo [62].

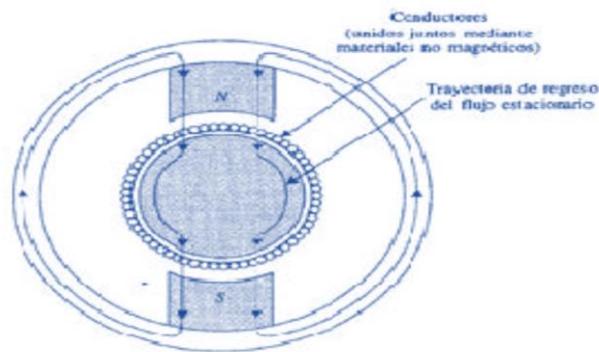


Figura 2.18. Motor de bobina móvil

2.7.4 Características generales de un motor

- **Rendimiento**

Es el cociente entre la potencia útil que generan y la potencia absorbida. Habitualmente se representa con la letra griega η .

- **Velocidad de poco giro o velocidad nominal**

Es la velocidad angular del cigüeñal, es decir, el número de revoluciones por minuto (rpm o RPM) a las que gira. Se representa por la letra n .

- **Potencia**

Es el trabajo que el motor es capaz de realizar en la unidad de tiempo a una determinada velocidad de giro. Se mide normalmente en caballos de vapor (CV), siendo 1 CV igual a 736 vatios.

- **Par motor**

Es el momento de rotación que actúa sobre el eje del motor y determina su giro. Se mide en $\text{kgf}\cdot\text{m}$ (kilogramo-fuerza metro) o lo que es lo mismo newtons-metro ($\text{N}\cdot\text{m}$), siendo 1 $\text{kgf}\cdot\text{m}$ igual a 9,81 $\text{N}\cdot\text{m}$.

- **Estabilidad**

Es cuando el motor se mantiene a altas velocidades sin gastar demasiado combustible tanto como energía eléctrica.

Se ha presentado una introducción general del funcionamiento de los motores eléctricos de imán permanentes, los cuales son objeto a cumplir con el tema del proyecto a resolver.

En el capítulo siguiente se presenta el enfoque de la optimización multiobjetivo, para resolver problemas en máquinas eléctricas a través de algoritmos evolutivos.

Capítulo 3

Optimización multiobjetivo

El concepto de optimización en el diccionario de la Real Academia de la lengua española se define como: “buscar la mejor manera de realizar una actividad.”

En el área de la ingeniería, la optimización se define como:” la acción de obtener los mejores resultados bajo ciertas circunstancias” [63].

En base a estas definiciones y bajo el contexto de este trabajo, en los problemas de optimización, se trata de encontrar una solución que represente el valor óptimo para una función objetivo.

En bastantes ocasiones se requiere resolver la optimización simultanea de más de un objetivo, dando origen a la optimización multiobjetivo [64]. El objetivo para solucionar este tipo de problemas es, encontrar un conjunto de métodos eficientes que garanticen la solución más óptima a dichos problemas.

En un problema de optimización no existe una sola solución, es decir se presenta un conjunto de soluciones candidatas a la resolución del problema, de tal manera que no existe un solo método capaz de resolver todos los problemas de optimización de manera eficiente. Esto ha inspirado a el área de investigación científica, a hacer varias aportaciones que han dado solución este tipo de problemas extremadamente difíciles de identificar, que comúnmente presentan un cierto grado de restricción, las cuales no tienen efecto en el punto óptimo, pero influyen en la búsqueda del punto óptimo y pueden aumentar la cantidad de óptimos locales [65].

Para poder encontrar en el diseño de las soluciones el óptimo global (mejor solución) se requiere de la incorporación de un algoritmo de búsqueda, conocido como optimizador. En el proceso de optimización es importante verificar si existe algún tipo de algoritmo ya diseñado mediante el cual se pueda resolver el problema a tratar de forma eficientemente, de lo contrario se diseña una nueva estrategia

3.1 Estructura de la optimización multiobjetivo

para lograrlo. Los algoritmos evolutivos son especialmente útiles para esta cuestión, cuando nos encontramos con problemas difíciles o altamente irresolubles. Los problemas multiobjetivo pueden encontrarse en diferentes áreas de ciencia e ingeniería, así como en el diseño, modelaje, planeación de muchos sistemas reales y complejos, en las diferentes áreas de producción dentro de la industria, transporte, presupuestos de capital, manejo de sistemas al cuidado del medio ambiente por mencionar algunos.

3.1 Estructura de la optimización multiobjetivo

A continuación, se presenta la estructura general de un problema de optimización multiobjetivo para un caso de minimización:

Encontrar \vec{x} tal que optimice a $f(\vec{x})$

Sujeto a las siguientes restricciones:

$$g_j(\vec{x}) \leq 0, \quad j = 1, \dots, m$$

$$h_j(\vec{x}) = 0, \quad j = 1, \dots, p$$

$$\text{Vector de diseño:} \quad \vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \tag{3.1}$$

El vector de diseño es una n-tupla, donde $x_i = (i = 1, 2, \dots, n)$ son valores escalares llamados variables de decisión o variables de diseño. Donde $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n) \in S$, S es el espacio de decisión o espacio de búsqueda que se representa en el plano cartesiano n-dimensional donde cada uno de los ejes coordenados representa una variable de decisión $x_i = (i = 1, \dots, n)$; cada punto en el, es llamado punto de diseño y representa una posible solución (factible o infactible) al problema. S es definido por los parámetros de restricción, ecuación (3.2).

$$L_i \leq x_i \leq U_i, \quad 1 \leq i \leq n \tag{3.2}$$

$g_j(\vec{x})$ para $j = \{1, \dots, m\}$ es la j_{th} restricción de desigualdad y

$h_j(\vec{x})$ para $j = \{1, \dots, p\}$ es la $(j - p)$ th restricción de igualdad.

3.1 Estructura de la optimización multiobjetivo

La región factible $f \subseteq S$, representa las posibles soluciones al problema y se define de la siguiente manera:

$$f = \{\vec{x} \in \mathbb{R}^n \mid g_i(\vec{x}) \leq 0, i = \{1, \dots, m\} \text{ y } h_j(\vec{x}) = 0, j = \{1, \dots, p\}\} \quad (3.3)$$

$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función escalar y denominada función objetivo.

En la aplicación de los problemas de optimización multiobjetivo tenemos un conjunto de objetivos que deseamos optimizar, por ejemplo, dada una función de la forma $f : S \rightarrow T$ donde $S \in \mathbb{R}^n$ y $T \in \mathbb{R}^k$. En donde el problema se presenta en que normalmente no existe un elemento S que produzca un óptimo de forma simultánea para cada uno de los K objetivos que componen f . en este caso los objetivos presentan un grado de conflicto entre ellos por lo que no existe una sola solución tal que todos los objetivos se optimicen de manera simultánea ya que la mejora de uno de ellos dé lugar a un empeoramiento de algún otro como se muestra en la figura 3.1 [66]. Por lo tanto, se tendrá que llegar a una situación de compromiso en la que los objetivos se satisfagan en un grado aceptable según lo requiera la solución.

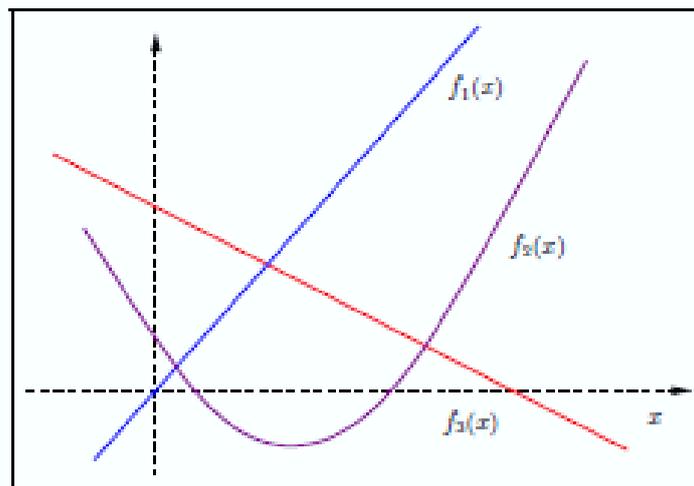


Figura 3.1. Muestra como la función $f_3(x)$ entra en conflictos con las funciones $f_1(x)$ y $f_2(x)$

3.2 Eficiencia Pareto

Como se mencionó anteriormente, la optimización multiobjetivo no se restringe a la búsqueda de una única solución; sino a un conjunto de soluciones, llamadas soluciones no-dominadas. Las soluciones, consisten en un conjunto completo de puntos que cumple con ciertas propiedades. Cada solución de este conjunto se dice que es un óptimo Pareto y, al representarlas en el espacio de valores de las funciones objetivo, conforman lo que se conoce como Frente Pareto [37].

En el caso de una optimización de diseño multiobjetivo, la optimización de Pareto puede ser utilizado para determinar los individuos de diseño no dominados de una población. De acuerdo con el criterio Pareto, en un problema de minimización, un diseño no está dominado si ninguno de sus objetivos es más alto y al menos uno de sus objetivos es menor en comparación con el de otros individuos del diseño.

Para poder comprender más ampliamente esta metodología, se describe las siguientes definiciones, para establecer una manera de decidir cuándo un punto se puede considerar parte de este particular conjunto de soluciones [22].

Definición 1.

Dado dos vectores $x, y \in \mathbb{R}^n$, se dice que x domina a y (denotado por $x < y$) si $f_i(x) \leq f_i(y)$ para $i = 1, \dots, m$, y $F(x) \neq F(y)$.

Definición 2.

Un vector de variables de decisión $x \in X \subseteq \mathbb{R}^n$ es no dominado con respecto a X (donde X es la region factible), si no existe otra $x' \in X$ tal que $x' < x$.

Definición 3.

Se dice que un vector de variables de decisión $x^* \in X \subset \mathbb{R}^n$ es Pareto optimo si este es no dominado con respecto a X .

Definición 4.

El conjunto de pareto optimo P^* es definido por:

$$P^* = \{x \in X \mid x \text{ es el Pareto optimo}\}.$$

Definición 5.

El frente de pareto PF^* es definido por : $PF^* = \{F(x) \in \mathbb{R}^k \mid x \in P^*\}$.

3.3 Métodos de solución multiobjetivo

Una amplia gama de métodos ha sido desarrollada para resolver problemas de optimización multiobjetivo y estos pueden clasificarse en tres familias [67].

3.3.1 Métodos de preferencia a priori

Con estos métodos la decisión que se hace define el Frente de Pareto a ser aplicado (la decisión hecha muestra sus preferencias) antes de correr el método de optimización. En esta familia encontramos los métodos agregativos (donde las funciones objetivo son garantizadas dentro de una función objetivo).

3.3.2 Métodos de preferencia progresiva

En estos métodos, la decisión hecha provee el Frente de Pareto que se aplica durante el funcionamiento del método de optimización. En esta familia se encuentran los métodos interactivos.

3.3.3 Métodos de preferencia a posteriori

Con estos métodos, la decisión hecha, elige la solución para examinar soluciones computarizadas por el método de optimización. Los métodos que pertenecen a esta familia, producen al final de la optimización el Frente de Pareto. Existen algunos métodos de optimización multiobjetivo que no figuran exclusivamente dentro de una familia. Por ejemplo, cuando usamos un método a priori con preferencias computarizadas de forma aleatoria, el resultado podría ser un enorme número de soluciones, los cuales pueden ser presentadas en la decisión al elegir la solución en el Frente de Pareto. Esta combinación puede producir un método de preferencia a posteriori.

3.4 Técnicas de programación matemática

En la literatura los primeros métodos tradicionales desarrollados para resolver problemas multiobjetivo son parte de la programación matemática, los cuales consistieron en minimizar solo una función ya sea usar las otras funciones objetivo como restricciones del problema o simplemente tomando una combinación de todos los objetivos [68]. Una de la forma más común de abordar un problema multiobjetivo

es a través de la escalabilidad que es el de reducir el problema en un mono-objetivo. El siguiente método aplica este enfoque.

3.4.1 Método de la suma ponderada

Este método consiste en la transformación de los valores del vector de la función dentro de un valor escalar usando una función agregativa sobre el vector de la función obteniendo el siguiente problema.

$$\text{Minimice:} \quad g(x|w) = \sum_{i=0}^m w_i f_{i(x)} \quad (3.4)$$

Donde $x \in X$ y w es la ponderación del vector i , $w_i \geq 0$ para todo $i \in \{1, \dots, m\}$ y $\sum_{i=1}^m w_i = 1$.

Después de esta reformulación, el conjunto de la solución consiste en encontrar un solo punto, correspondiente a cada combinación de peso. La desventaja de este enfoque es que la distribución de pesos no necesariamente corresponde a la distribución de los puntos de los parámetros en el espacio. Además, hay puntos que no pueden ser generados como una combinación de pesos en casos no-convexos [69].

3.5 Enfoques evolutivos multiobjetivo

En la actualidad se ha acrecentado el interés por la simulación de procesos naturales apegados al comportamiento evolutivo de las especies. Estas simulaciones tienen como objetivo, ofrecer métodos alternativos de solución, a una gran variedad de problemas multiobjetivo. A continuación, se presentan algunos de ellos.

3.5.1 Programación Genética (PG)

Desarrollada por John R. Koza, esencialmente en la PG las estructuras utilizadas para representar los individuos son programas o autómatas de longitud variable, representadas habitualmente como árboles [70]. El objetivo del algoritmo es encontrar un programa para resolver un problema formulado como una colección de entradas y salidas, y como operadores de variación emplea crossover y modificación, además de mecanismos de selección, pero teniendo en cuenta que

estos se resumen a operaciones realizadas en arboles (inserción o eliminación de nodos o de subárboles, modificación de valores en un nodo).

3.5.2 Algoritmos Meméticos (AM)

Esta técnica fue acuñada por, Dawkins [71] donde se designa al análogo del gen en el contexto de la evolución cultural. Este desvanece la inspiración biológica y se adoptan modelos más genéricos en los cuales se manipula, se aprende y se transmite información. Un AM no se refiere a individuos que evolucionan en el tiempo de forma pasiva que están sujetos a los procesos y estrategias evolutivas, como lo son los AE's, sino que los AM, utilizan agentes que emplea un comportamiento activo, dirigido a la resolución de problemas. Este tipo de algoritmos presentan una estrategia de búsqueda en la que la población de agentes optimizadores compite y cooperan de manera sinérgica [72]. En el algoritmo 5 se presenta el esquema general de un AM.

Algoritmo 5. Esquema general de un algoritmo memético

```
// generar población inicial
1  Para J  $\leftarrow$  1:popsize hacer
2  Sea ind  $\leftarrow$  GenerarSolucionHeuristica (I)
3  Sea pop[j]  $\leftarrow$  MejorarLocal (ind, I)
4  Finpara
5  Repetir //bucle generacional
   //Selección
6  Sea criadores  $\leftarrow$  SeleccionDePoblacion (pop)
   // Reproducción segmentada
7  Sea auxpop [0]  $\leftarrow$  pop
8  Para j  $\leftarrow$  1:#op hacer
9  Sea auxpop[j]  $\leftarrow$  AplicarOperador (op[j], auxpop[j], 1, I)
10 Finpara
   //Reemplazo
11 Sea newpop  $\leftarrow$  auxpop[#op]
12 Sea pop  $\leftarrow$  ActualizarPoblacion (pop, newpop)
   // comprobar convergencia
13 Si convergencia (pop) entonces
14 Sea pop refrescarPoblacion (pop, I)
15 Finsi
16 Hasta CriterioTerminacion (pop, I)
17 Devolver Mejor (pop, I)
```

2.5.3 Optimización con colonia de hormigas

Los algoritmos de Optimización basados en Colonias de Hormigas, forman parte de la metaheurística de optimización combinatoria propuesta por Dorigo et al. [73]. Estos han sido usados para resolver muchos Problemas de Optimización Combinatoria (POC). Dado un POC, el primer paso para la aplicación de un algoritmo ACO (Ant Colony Optimization), consiste en definir un modelo adecuado (el modelo de feromona).

El modelo de un POC es usado para derivar el modelo de feromona utilizado por los algoritmos ACO. Primero, una variable de decisión instanciada $X_i = v_i^j$ (es decir, una variable X_i con un valor v_i^j asignado de su dominio algoritmos ACO. Primero, una variable de decisión instanciada $X_i = v_i^j$ (es decir, una variable D_i) se llama componente de una solución y se denota por c_{ij} . El conjunto de todas las posibles componentes de soluciones es denotado por C . Un parámetro de rastro de feromona T_{ij} es asociado con cada componente c_{ij} . El conjunto de todos los parámetros de rastros de feromona es denotado por T . El valor de un parámetro de rastro de feromona T_{ij} es denotado por T_{ij} (llamado valor de feromona). Este valor de feromona es usado y actualizado por el algoritmo ACO durante la búsqueda, y permite modelar la distribución de probabilidad de diferentes componentes de una solución.

En los algoritmos ACO, las hormigas artificiales construyen una solución para un POC atravesando un grafo llamado grafo de construcción, $G_c(V, E)$. El grafo de construcción (totalmente conectado) consiste de un conjunto de vértices V y un conjunto de arcos E . El conjunto de componentes C puede ser asociado con el conjunto de vértices V , o con el conjunto de arcos E . Las hormigas se mueven de un vértice a otro vértice a lo largo de los arcos del grafo, construyendo incrementalmente una solución parcial. Además, las hormigas depositan una cierta cantidad de feromona sobre las componentes, es decir, en los vértices o en los arcos que atraviesan.

La cantidad de feromona ΔT depositada puede depender de la calidad de la solución encontrada. Las hormigas siguientes utilizan la información de la feromona como

una guía hacia regiones más prometedoras del espacio de búsqueda. La metaheurística ACO se muestra en el Algoritmo 6. El mismo consiste en una fase de inicialización y una iteración sobre tres componentes. Esta iteración consiste de la construcción de soluciones por todas las hormigas, la mejora de la solución (fase optativa) con el uso de un algoritmo de búsqueda local, y la actualización de feromona.

Algoritmo 6. Esquema general de un ACO

1. **Establecer parámetros, inicializar Rastros de feromonas**
 2. **Mientras** No se cumpla condición de termino **hacer**
 3. **ConstruirSolucionesporHormigas**
 4. **AplicarBusquedaLocal** (opcional)
 5. **ActualizarFeromona**
 6. **fin mientras**
-

2.5.4 Sistema inmune Artificial (SIA)

Los sistemas inmunes artificiales simulan uno o más componentes funcionales del sistema inmune natural, el cual es un sistema complejo y adaptativo. Esta propuesta por [74] define a SIA, como sistemas adaptativos, inspirados por la teoría inmunológica, funciones, principios y modelos inmunológicos observados, los cuales son aplicados a la solución de problemas.

Estos sistemas desde un panorama de procesamiento de información, este es un sistema inteligente potentemente paralelo, que adopta aprendizaje, memoria y asociación para resolver problemas de clasificación y reconocimiento. Aunque no existe un esquema general de cuáles son los elementos esenciales que un sistema inmune artificial debe tener, Núñez Castro y Timmis siguieron en su libro [75] utilizar un esquema general de sistemas computacionales con inspiración biológica, este esquema consta de tres partes principales que se define a continuación:

1.- Representación de los componentes del sistema: Es necesario definir una representación para crear los modelos abstractos del sistema inmune, tales como los linfocitos, anticuerpos, fagocitos, etcétera. Entre los tipos de representación más comunes se encuentra la binaria, la real y la simbólica. En general, la representación depende del problema con que se está tratando.

2.- Un conjunto de mecanismos para evaluar las interacciones de los individuos con el ambiente y entre ellos: deben definirse funciones de afinidad para medir la interacción entre los componentes, como la medida de afinidad antígeno-anticuerpo, interacciones entre células *B*. Estas funciones dependen de la representación que se haya seleccionado. Por ejemplo, si se usa representación binaria las interacciones pueden ser distancias de Hamming, o distancias Euclidianas para el caso de representación con números reales.

3.- Un proceso de adaptación que gobierne las dinámicas del sistema, es decir, el algoritmo en sí: por ejemplo, la estimulación y clonación de linfocitos para el caso del principio de selección clonal. A diferencia de otras técnicas bio-inspiradas (por ejemplo, los algoritmos genéticos), el sistema inmune artificial no tiene un algoritmo general único.

2.5.5 Evolución diferencial (ED)

La evolución diferencial (ED) es un algoritmo de búsqueda eficiente empleado en optimización global de funciones en espacios totalmente ordenados. Fue propuesto en 1995 por Kenneth Price y Reiner Storn, como un método alternativo a la solución de problemas de optimización haciendo uso de parámetros reales [76]. A través de búsqueda directa de gran eficiencia al ser un método robusto en una amplia gama de problemas.

En el algoritmo 7, se muestra la estructura de la evolución diferencial multiobjetivo.

Algoritmo 7: Evolución Diferencial Multiobjetivo

1. $T \leftarrow 0$;
 2. Inicializar ($P_t \leftarrow \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_{np}\}$)
 3. **Mientras** Criterio de Terminación No satisfecho **hacer**
 4. **Para** $i \leftarrow \{1, \dots, np\}$ **hacer**
 5. $r_1, r_2, r_3 \in \{1, \dots, np\}$ aleatoriamente seleccionados,
 6. **Donde** $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$;
 7. $j_{rand} \in \{1, \dots, n\}$ aleatoriamente seleccionado;
 8. **Para** $j \leftarrow \{1, \dots, n\}$ **hacer**
 9. **Si** $U_j [0, 1] < CR$ o $j = j_{rand}$ **entonces**
 10. $U_{i,j} \leftarrow r_{1,j,T} + F(r_{2,j,G} - r_{3,j,T})$
 11. **Si no**
 12. $U_{i,j} \leftarrow x_{1,j,T}$
 13. **Si** $f(\vec{U}_i) \leq f(\vec{x}_i)$ **entonces**
 14. $\vec{x}_i, G + 1 \leftarrow \vec{U}_i$;
 15. $T \leftarrow T + 1$;
-

Como se muestra en el algoritmo 7. La presente tesis está basada en esta estrategia, cuya metodología se presenta en el siguiente capítulo.

Capítulo 4

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología a utilizar; como modelo de la solución propuesta de este trabajo, mediante la aplicación del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo que se describe detalladamente en los puntos siguientes. También se presenta el proceso de la obtención de parámetros y el modelado matemático de los motores de prueba, los cuales son motores marca Baldor, modelos, AP233021, AP7421, AP7422, de corriente directa de imán permanente.

4.1 Obtención de parámetros del motor de cd de imán permanente

Para poder ejecutar la simulación del motor de cd de imán permanente, primeramente, se debe proceder a encontrar el modelo matemático para la obtención de parámetros del motor. Un modelo matemático es un conjunto de ecuaciones que pretenden aproximar el efecto que tienen las variables de entrada sobre las variables de salida en un sistema a lo largo del tiempo. Se describen a continuación los parámetros involucrados que caracterizan a un motor de cd [77].

4.1.1 Resistencia de armadura (R)

Para la determinación de la resistencia de armadura (R), se utilizan dos métodos. El primero: se obtiene midiendo la resistencia con un multímetro en los devanados de la armadura del motor.

El segundo: se ajusta un valor de voltaje mínimo para la alimentación del motor, de tal manera que se mida la corriente de armadura justo antes de comenzar el movimiento del eje del motor, con ese valor y por medio de un amperio podemos obtener la corriente y aplicando la ley de Ohm se calcula la resistencia de armadura.

4.1.2 Inductancia de Armadura (L)

La inductancia de armadura al igual que la resistencia de armadura se puede determinar directamente de las terminales del motor, esto se hace mediante un

4.1 Obtención de parámetros del motor de cd de imán permanente

inductómetro. En el caso de no contar con el instrumento de medición se puede recurrir al siguiente método.

Los valores de la corriente de armadura, la resistencia de armadura y la frecuencia de la fuente de alimentación alterna se sustituyen en la siguiente expresión para determinar la inductancia de armadura del motor.

$$L = \frac{\sqrt{\frac{u^2}{I} - R^2}}{2\pi f} \quad (4.1)$$

4.1.3 Constante de Tiempo Eléctrica (te)

Una vez que se han determinado los valores de la inductancia y la resistencia del motor es posible determinar la constante de tiempo eléctrica del motor, despejándola de la siguiente ecuación.

$$L = te * R \quad (4.2)$$

4.1.4 Constante de Torque (Kt)

El motor a través de su eje motor entrega la potencia mecánica representada por el par torsional, mismo que se relaciona por el producto de la corriente en el devanado del rotor y el flujo magnético en el entrehierro siendo este producto proporcional a la corriente de campo. La siguiente expresión determina el par motriz.

$$T_m = K_f * I_f * K_t * I \quad (4.3)$$

Debido a que el motor de estudio es de imán permanente los parámetros K_f , I_f y K_t se pueden representar en una sola constante K_t , por razón de carecer de alimentación para generar el campo magnético del estator, dando como resultado la siguiente expresión.

$$T_m = K_t * I \quad (4.4)$$

Donde: T_m representa la constante de torque electromecánico.

Mediante el uso de ecuaciones paramétricas es posible determinar K_t mediante la siguiente relación.

4.1 Obtención de parámetros del motor de cd de imán permanente

$$K_t \frac{N}{A} = 9.5493 * 10K_e \quad K_e \text{ en } \left(\frac{V}{KRPM}\right) \quad (4.5)$$

Mecánicamente el torque se determina por la expresión.

$$T = F * r \quad (4.6)$$

Donde T es par motriz, F fuerza, r radio de la polea.

Eléctricamente el par motriz se determina mediante la siguiente ecuación.

$$T = K_t * I \quad (4.7)$$

Partiendo de la condición de equilibrio del sistema mecánico se procede a igualar las dos ecuaciones y despejar de ellas a K_t dando como resultado la siguiente ecuación.

$$K_t = \frac{F * r}{I} \quad (4.8)$$

4.1.5 Constante de Tiempo Mecánica (t_m)

Así mismo como el circuito eléctrico del motor tiene la constante de tiempo, el sistema mecánico, también cuenta con una constante propia. Ésta determina el tiempo en que el sistema mecánico alcanza el 63.2% de la velocidad nominal de la máquina. Para determinar el valor de esta constante se requiere de un osciloscopio (digital con modo de captura de pantalla), conectado en las terminales de alimentación del motor, posterior a esto se aplica la tensión nominal al motor y se captura la gráfica de respuesta, en ella se determina el tiempo en que alcanza T (63.2% de la tensión). Este tiempo corresponde a la constante mecánica t_m .

4.1.6 Momento de Inercia (J)

El momento de inercia se puede calcular de forma paramétrica con los parámetros conocidos y calculados con antelación mediante la siguiente ecuación.

$$J = \frac{t_m * K_t * K_e}{R} \quad (4.9)$$

4.1 Obtención de parámetros del motor de cd de imán permanente

4.1.7 Corriente de Arranque del Motor (I_{arr})

Se denomina corriente de arranque a la corriente necesaria para que el motor venza la inercia mecánica. Para poder determinar esta corriente se requiere conectar un amperímetro a la entrada de tensión. Mediante una fuente de voltaje variable, se aplica tensión al motor, incrementando el nivel hasta que el rotor inicie su movimiento, y en ese instante, se deja de incrementar el voltaje y se toma la lectura del amperímetro, bajo esas condiciones, la lectura corresponde a la corriente de arranque (I_{arr}).

4.1.8 Torque de Fricción (T_i)

El torque de fricción corresponde al par necesario para vencer la fricción estática. La fricción estática es una pérdida de energía originada por la inercia de la dinámica del sistema que se presentan en las superficies de contacto originada por la carencia de rodamientos antifricción.

El torque de fricción corresponde al producto de la constante de torque (K_t) y la corriente de arranque (I_{arr}) como se observa en la siguiente ecuación.

$$T_i = K_t * I_{arr} \quad (4.10)$$

Dónde: T_i es el torque de fricción.

4.1.9 Constante de Fricción de Coulomb (β)

Cuando el sistema se encuentra en estado estacionario, la fricción corresponde a la fricción de Coulomb o también llamada fricción seca. Cuando el sistema alcanza la velocidad angular nominal (ω) la aceleración decrece hasta cero lo que permite determinar la constante de fricción (β) en el sistema. Para el estado estable, el torque del motor está definido como.

$$T_m = K_t * I = \beta \omega + T_i \quad (4.11)$$

Despejando a β de la ecuación anterior de obtiene.

$$\beta = \frac{(K_t * I) - T_i}{\omega} \quad (4.12)$$

Donde ω velocidad angular

Una vez presentado la obtención de parámetros de forma matemática se procede a la explicación de la metodología del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo.

4.2 Evolución Diferencial Multiobjetivo

El primer punto para resolver un problema de optimización multiobjetivo, es identificar si existe algún algoritmo diseñado específicamente para el problema en cuestión. Desafortunadamente los algoritmos deterministas son insuficientes cuando la función objetivo presenta características como: no linealidad, alta dimensionalidad, existencia de múltiples óptimos locales, no diferenciabilidad, ruido, o cuando se trata con funciones dependientes del tiempo. El algoritmo de evolución diferencial, es un método alternativo en la solución a problemas con estas características en máquinas eléctricas [78].

La evolución diferencial, es una técnica no determinista que se basa en la evolución de una población de vectores (individuos) que representan las soluciones en el espacio de búsqueda. La generación de nuevos individuos se lleva a cabo mediante operadores diferenciales de mutación y cruce/recombinación, donde el proceso de cruce se aplica a posteriori de la mutación [79].

El algoritmo evolución diferencial es un algoritmo de optimización estocástica, es decir, hay un grado de incertidumbre involucrado en el modelo de evolución de los diseños "no-dominados". Sin embargo, el algoritmo DE se caracteriza por su método único para la generación de miembros de diseño de prueba, \vec{U} que son los diseños que compiten con los miembros de la población padre, \vec{x}_g , para determinar la población, $\vec{x}_g, + 1$.

A continuación, se explica el algoritmo evolución diferencial multiobjetivo a la solución de problemas de optimización de parámetros de motores de imanes permanentes.

4.2.1 Fases del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo

El enfoque multiobjetivo del algoritmo DE, está diseñado para ser tan simple como la versión del original (mono-objetivo). De hecho, la simplicidad del mecanismo evolutivo DE fue adaptado usándose principalmente para crear una nueva población y explorar el espacio de variables. Como en el DE original, algunos parámetros deben establecerse:

- El factor de mutación - F (número real entre 0 y 1);
- La tasa de cruce - CR (número real entre 0 y 1);
- El tamaño de la población NP.
- Y solo se agrega el parámetro, "tamaño máximo del Frente Pareto".

4.2.1.1 Inicialización

En un problema de motores de CD de imanes permanentes, la sección transversal de la configuración dada del motor se puede parametrizar definiendo un cierto número p , de parámetros de diseño que establecen las correlaciones más fuertes con las métricas de rendimiento del motor [80].

Por consiguiente, cada individuo del diseño, \vec{x}_i , es un vector que consta de parámetros del diseño p .

$$\vec{x}_{i,g} = (X_{i,1,g}, X_{i,2,g}, \dots, X_{i,n,g}), \quad i = 1, 2, \dots, N_p. \quad (4.13)$$

Cada generación del algoritmo de optimización DE, se compone de distintos diseños N_p , que constituyen la población actual. Donde g denota el número de generaciones.

$$P_g = [X_{g,1}, X_{g,2}, \dots, X_{g,N_p}] \quad (4.14)$$

La primera generación de los individuos de diseño se genera aleatoriamente al considerar los predefinidos límites superior, $X_{i,max}$ e inferior, $X_{i,min}$, de los parámetros de diseño como se indica a continuación:

$$X_i = X_{i,min} + \text{rand}(0,1)(X_{i,max} - X_{i,min}) \quad (4.15)$$

El número del diseño de parámetros p , es determinado por el modelo del motor y el tamaño de la población N_p , se determina heurísticamente para obtener la tasa más rápida de convergencia a la solución óptima global. El tamaño de la población N_p , se recomienda ser al menos 5-10 veces mayor que p para la optimización de los motores de cd de imanes permanentes utilizando el enfoque clásico DE [81].

4.2.1.2 Generación de diseños de prueba

Tras la identificación de los individuos de diseño de la población padre, y el cálculo de sus métricas de desempeño, la descendencia de la población se determina comparando el rendimiento de los individuos del diseño en la población padre con el de un diseño de prueba correspondiente, mediante en los siguientes procesos:

a) Operación de mutación

La operación de mutación se establece de la siguiente manera. Teniendo en cuenta cada vector objetivo $\vec{x}_{i,g}$, en cada generación se genera un vector mutado. $\vec{v}_{i,g} = (v_{i,1,g}, v_{i,2,g}, \dots, v_{i,n,g})$. El cual se crea a partir del primer N_p de individuos ordenados, donde, tres soluciones (vectores) se eligen de forma aleatoria de $[1, N_p]$ de la población, como los siguientes: $x_{r_1}(g)$, $x_{r_2}(g)$ y $x_{r_3}(g)$, donde los índices, r_1, r_2, r_3 , representan números enteros mutuamente diferentes de i .

La diferencia entre los dos elementos, $x_{r_2}(g)$ y $x_{r_3}(g)$, se pondera con F , que representa el factor de escalamiento y se suma el primer elemento previamente seleccionado $x_{r_1}(g)$. Este resultado genera un nuevo vector mutado $\vec{v}_{i,g}$, como se muestra en (4.16), donde $i = \{1 \dots N_p\}$, es el índice individual de población y g es la generación actual.

$$\vec{v}_{i,g} = \vec{x}_{r_1,g} + f. (\vec{x}_{r_2,g} - \vec{x}_{r_3,g}) \quad (4.16)$$

Si un $\vec{v}_{i,j,g}$, de un vector mutado $\vec{v}_{i,g}$, viola el umbral de restricciones, este componente se reajusta de la siguiente manera:

$$v_{i,j,g} = \begin{cases} \min\{U_j, 2L_j - V_{i,j,g}\}, & \text{Si } (V_{i,j,g} < L_j) \\ \max\{L_j, 2U_j - V_{i,j,g}\}, & \text{Si } (V_{i,j,g} > U_j) \end{cases} \quad (4.17)$$

b) Operación de cruce

Para crear la diversidad, el vector mutado sufre un proceso de cruce como se muestra en (4.18). En este proceso el vector objetivo $\vec{x}_{i,g}$, es combinado con el vector mutado $\vec{v}_{i,g}$, usando una operación de cruce binomial (también conocido como cruce uniforme discreto), para formar el vector prueba, como el siguiente.

$$u_{i,j,g} = \begin{cases} v_{i,j,g}, & \text{Si } (rand_j(0,1) \leq Cr) \text{ o } j = j_{rand} \\ x_{i,j,g}, & \text{de otra manera} \end{cases} \quad (4.18)$$

Donde, $i = 1, 2, \dots, N_p$, y $j = 1, 2, \dots, n$, el índice j_{rand} , es un número entero dentro del rango $[1, n]$, $rand_j(0, 1)$ es la j_{th} evaluación de un generador uniforme de números aleatorios, y $Cr [0,1]$ es el parámetro de control de cruce. El número generado aleatoriamente es comparado con Cr para cada j_{th} posición de las variables del vector. Si $rand_j$ es menor que Cr , se mantiene $v_{i,j,g}$, de otra manera $x_{i,j}(g)$, pasara a tomar esa posición. La condición $j = j_{rand}$, se introduce para garantizar que el vector de prueba $\vec{U}_{i,g}$, difiera del vector objetivo $\vec{x}_{i,g}$, por al menos en un elemento.

4.2.1.3 Operación de selección

Después de identificar las métricas de rendimiento de los diseños de prueba, a través de las operaciones de mutación y cruce se lleva a cabo, la evaluación entre el vector objetivo, $\vec{x}_{i,g}$ y el vector de prueba, $\vec{U}_{i,g}$, mediante el criterio de

dominancia para seleccionar cuál de ellos permanecerá o pasará a la próxima generación dentro de la población como se muestra en la ecuación (4.19).

$$\vec{x}_{i,g+1} = \begin{cases} \vec{U}_{i,g}, & \text{Si } f(\vec{U}_{i,g}) \leq f(\vec{x}_{i,g}) \\ \vec{x}_{i,g}, & \text{de otra manera} \end{cases} \quad (4.19)$$

El criterio de dominancia se basa en minimizar/maximizar un conjunto de objetivos y satisfacer un conjunto de restricciones de igualdad/desigualdad definidas en la optimización de fitness en la función. De acuerdo con el método propuesto en [82] el manejo de restricciones que es específicamente recomendado para los algoritmos de evolución diferencial multiobjetivo, el vector de prueba $\vec{U}_{i,g}$, gana la competencia si:

- Tiene objetivos mejores o iguales y satisface todos los límites
- No viola las restricciones mientras que el diseño actual lo hace
- Su violación de restricción es menos severa que el individuo actual

Si no se viola ninguna restricción, la función objetivo del vector se evalúan y se realiza la selección, donde el vector de prueba se compara en términos de no-dominancia, con el respectivo individuo de la población actual y si este entra en la población de la generación actual, este compete con todos los miembros del Frente Pareto, y el Frente se actualizará. Cabe señalar que una nueva generación de individuos puede dominar a múltiples individuos del Frente Pareto, por lo cual estos son eliminados del Frente.

El rendimiento de una solución no dominada se calcula como sigue, donde d_i representa la cantidad de elementos que esta solución cubre:

$$S_i = \frac{d_i}{NP + 1} \quad (4.20)$$

A diferencia del desempeño de cada individuo dominado es igual a la sumatoria del desempeño de los individuos que cubren este individuo más 1. En secuencia, primeramente, se llama el DE y se determina la siguiente población.

4.2.1.4 Criterio de término

Para el criterio de término, no existe como tal una regla específica para la terminación de las iteraciones de una optimización. La idea general es que la optimización debe llevarse a cabo hasta que el cambio en el valor de las funciones objetivo entre dos generaciones consecutivas sea pequeño.

Desde este punto, la optimización puede continuar para aumentar la densidad o diversidad de los diseños óptimos en el espacio de solución óptima, que está en la forma de un Frente Pareto, en caso de que el número de objetivos sea mayor que uno. En otros casos se asigna el número máximo de iteraciones según convenga o se encuentre el punto óptimo global a la solución del problema. En [83] se discuten algunos posibles criterios de terminación para el algoritmo DE.

Cabe mencionar que la estrategia del manejo de restricciones es llevada a cabo a través del método de dominancia, por cada vector de prueba generado en cada generación, las funciones de restricción se evalúan y el posible individuo de la población es rechazado inmediatamente si viola al menos una restricción.

En el diagrama 4.1. Se muestra la estructura general del algoritmo que se implementa para la propuesta de este trabajo. El cual se detalló a partir del punto 4.2 de este capítulo.

4.2 Evolución Diferencial Multiobjetivo

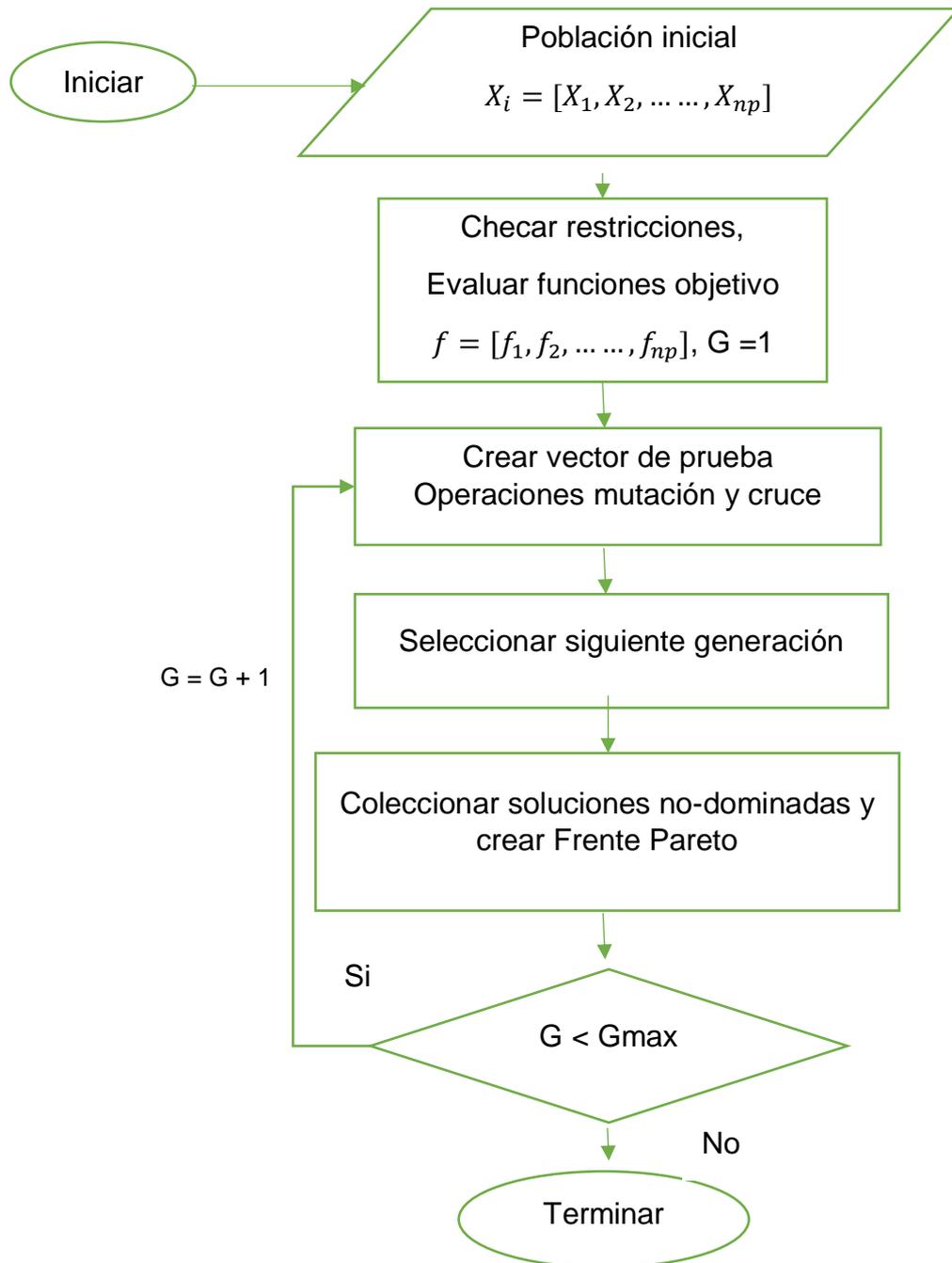


Figura 4.1. Procedimiento general del algoritmo implementado.

4.3 Modelo del circuito del motor de cd de imán permanente

El motor de corriente directa de imanes permanentes es ampliamente utilizado debido a su desempeño, pues es fácil controlar su velocidad y su posición, este dispositivo tiene características mecánicas y eléctricas, que requieren del uso de ecuaciones diferenciales para poder ser modelado [84].

En los puntos anteriores se presentó matemáticamente, como se realiza la obtención de los parámetros del motor de cd de imán permanente, y la aplicación del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo para optimizar dichos parámetros del motor.

A continuación, se presenta como se estructura el modelado del circuito del motor.

En la figura 4.2, se muestra el diagrama del modelo del circuito del motor de corriente directa de imán permanente con sus respectivas variables y símbolos que representan su parte eléctrica (lado izquierdo) y mecánica (lado derecho) [85].

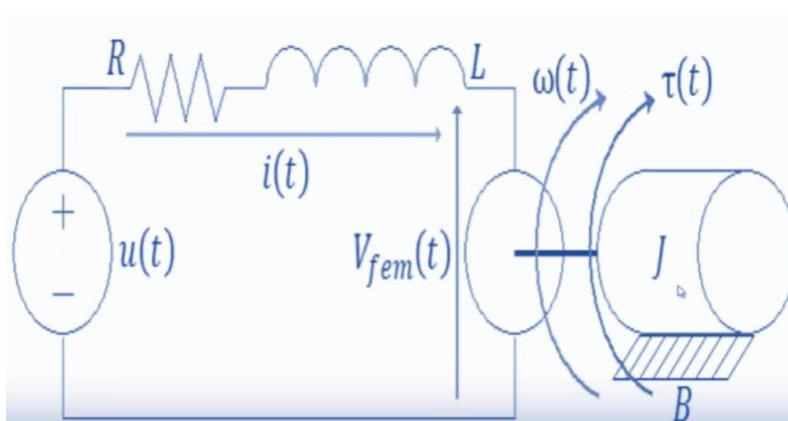


Figura 4.2. Circuito equivalente de un motor de corriente directa.

En la tabla 4.1 se presentan las definiciones de las variables que conforman el circuito del motor de cd de imán permanente.

4.3 Modelado del circuito del motor de cd de imán permanente

Tabla 4.1. Representación de las variables de un motor de corriente directa

Variable del circuito	Definición
R	Resistencia óhmica de los embobinados del rotor
L	Inductancia de los embobinados del rotor
J	Momento de inercia del rotor
B	Coeficiente de fricción viscosa entre el rotor y el estator
$u(t)$	Fuente de excitación del sistema o voltaje
$w(t)$	Velocidad angular del rotor
$i(t)$	Corriente del sistema
$fem(t)$	Tensión eléctrica inducida o fuerza electromotriz inducida

Como primer punto al diseño de los modelos de los motores, se muestra la parte eléctrica del motor en la cual, por la ley de voltaje de Kirchhoff, nos dice que el voltaje que entra, es igual a la resistencia por la corriente que pasa por ella más un voltaje en la bobina, más un voltaje inducido, como se muestra en la siguiente ecuación, la cual es la función principal de este trabajo.

$$u(t) = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt} + Vfem(t) \quad (4.21)$$

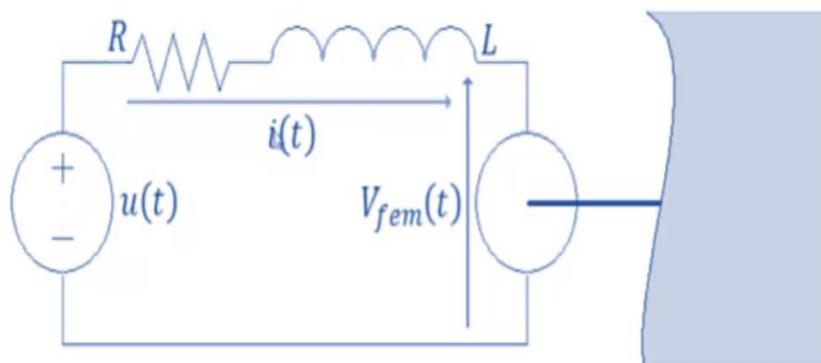


Figura 4.3. Parte eléctrica del motor

4.3 Modelado del circuito del motor de cd de imán permanente

Para poder encontrar el valor de la variable dinámica es necesario obtener la derivada de la corriente de armadura a través de la ecuación (4.22).

$$L \frac{di(t)}{dt} = u(t) - Ri(t) - Vfem(t) \quad (4.22)$$

El siguiente diagrama figura 4.3, se muestra el modelo de la parte mecánica del rotor, en donde la sumatoria de las fuerzas que hace girar al eje es igual a la sumatoria de las fuerzas opuestas. Representada en la ecuación (4.23).

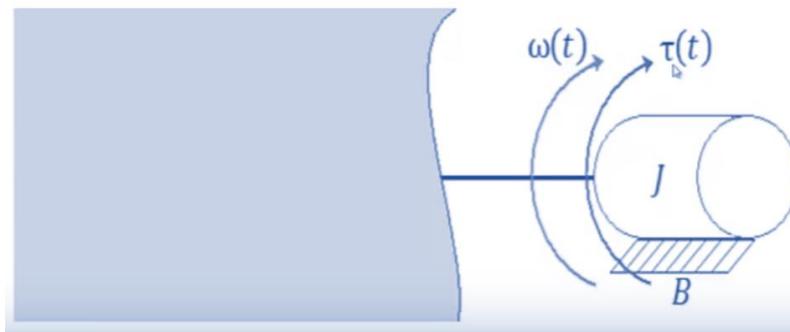


Figura 4.3. Parte mecánica del motor

$$r(t) = Bw(t) + j \frac{dw(t)}{dt} + Ti \quad (4.23)$$

Donde se despeja la variable de interés y se obtiene la ecuación característica de las fuerzas. Ecuación (4.24).

$$J \frac{dw(t)}{dt} = r(t) - Bw(t) - Ti \quad (4.24)$$

Donde Ti es el par de fricción, o par inicial.

Cabe mencionar que existen dos constantes que relacionan tanto la parte eléctrica como la parte mecánica, dichas expresiones se representan mediante K_t que se encuentra en el torque ecuación (4.25) y K_e que se encuentra en la fuerza electromotriz inducida ecuación (4.26).

$$r(t) = K_t i(t) \quad (4.25)$$

$$Vfem(t) = K_e w(t) \quad (4.26)$$

Una vez presentado la obtención de los parámetros de un motor de cd y presentado el esquema de un modelo general del modelo del circuito, se procede a realizar la simulación del modelado del motor de corriente directa de imán permanente, usando la herramienta Simulink del software Matlab.

4.4 Matlab

El software MATLAB es un entorno de computación técnica que posibilita la ejecución del cálculo numérico y simbólico de forma rápida y precisa, acompañado de características gráficas y de visualización avanzadas aptas para el trabajo científico y la ingeniería. MATLAB es un entorno interactivo para el análisis y el modelado que implementa más de 500 funciones para el trabajo en distintos campos de la ciencia.

Por otra parte, MATLAB presenta un lenguaje de programación de muy alto nivel basado en vectores, arreglos y matrices. Además, el entorno básico de MATLAB se complementa con una amplia colección de toolboxes que contienen funciones específicas para determinadas aplicaciones en diferentes ramas de las ciencias y la ingeniería.

4.4.1 Simulink

Simulink es un entorno de programación visual que funciona sobre el entorno de programación Matlab. Es un entorno de programación, de más alto nivel de abstracción que el lenguaje interpretado Matlab (archivos con extensión.m). Simulink genera archivos con extensión. mdl (de "model").

Simulink viene a ser una herramienta de simulación de modelos o sistemas, con cierto grado de abstracción de los fenómenos físicos involucrados en los mismos. Se hace hincapié en el análisis de sucesos, a través de la concepción de sistemas (cajas negras que realizan alguna operación).

Es ampliamente usado en Ingeniería Electrónica en temas relacionados con el procesamiento digital de señales (DSP), involucrando temas específicos de ingeniería biomédica, telecomunicaciones, entre otros. También es muy utilizado en Ingeniería de Control y Robótica.

Capítulo 5

Resultados experimentales

En este capítulo se muestra los resultados experimentales de los parámetros obtenidos de los motores de corriente directa de imán permanente, a través del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo.

Con el fin de estudiar el comportamiento de los motores antes mencionados, se utilizó la herramienta de Matlab simulink. En este estudio se utilizaron tres motores marca Baldor, modelos: AP233021, AP7421 y AP7422, y cada uno de ellos difiere en su capacidad de corriente; alta media y baja, los cuales se eligieron por las características necesarias para la elaboración de este trabajo.

5.1 Parámetros del diseño de motores de cd de imán permanente

Para obtener los parámetros óptimos del diseño del motor, se definieron los siguientes parámetros, que son propios del algoritmo evolución diferencial. Estos valores se consideraron en base a los resultados satisfactorios en lo consultado en la literatura.

- Tamaño de la población $N_p = 100$ individuos
- Número de iteraciones $I_{max} = 1000$ iteraciones
- Factor de escalamiento $F = 0.8$
- Factor de cruce $Cr = 0.5$

En la tabla 5.1. Se muestran, los límites inferior y superior que delimitan el espacio de decisión para la búsqueda de los valores óptimos de los modelos presentados. Se optaron por estos valores con referencia a las características de cada modelo de motor, y a través de los cálculos realizados mediante el modelo matemático presentado en el capítulo 4.

5.1 Parámetros del diseño de motores de cd de imán permanente

Tabla 5.1. Muestra el espacio de las variables de decisión

Parámetros (x_i)	AP7421		AP7422		AP233021		Unidades
	$x_{i \min}$	$x_{i \max}$	$x_{i \min}$	$x_{i \max}$	$x_{i \min}$	$x_{i \max}$	
L	96	97	26	28	164	166	mH
J	17	18	17	18	4	5	$kg - m^2$
R	31	32	80	81	83	84	Ω
B	6	7	6	7	6	7	$N - m/rad/s$
Ke	1	2	9	10	6	7	$V/rad/s$
Kt	13	14	86	87	65	66	$N - m/A$

Una vez corrido el algoritmo evolución diferencial multiobjetivo, con los parámetros definidos anteriormente, y logrado satisfactoriamente los objetivos planteados en el capítulo 1. Se muestran los valores óptimos de los parámetros obtenidos de los tres modelos de motores de cd de imán permanente. Ver tabla 5.2.

Tabla 5.2. Valores de los parámetros obtenidos de los motores Baldor

Parámetros	AP7421	AP7422	AP233021	Unidades
L	96.2	27	165	mH
J	17.54	17.58	4.239	$kg - m^2$
R	31.15	80.08	83.869	Ω
B	7	7	7	$N - m/rad/s$
Ke	1.408	9.054	6.829	$V/rad/s$
kt	13.44	86.459	65.212	$N - m/A$

En los puntos siguientes se presenta la comprobación de los resultados experimentales, así como el resultado de la simulación, que se ha obtenido al implementar la metodología del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, para el análisis del control de la velocidad y corriente de armadura de los motores de cd de imán permanente, antes mencionado

5.2 Simulación del diseño del motor de cd de imán permanente

Una vez obtenido los parámetros óptimos de los motores, se procede a realizar la simulación, presentada desde un panorama general de los modelos de motores de cd de imán permanente.

Para realizar el diagrama a bloques que simula el diseño del motor de cd de imán permanente para la elaboración de este trabajo, se requiere de diversos componentes que se describen en la tabla 5.3.

Tabla 5.3. Componentes para la simulación del motor

Componentes	Descripción
Fuente de alimentación	Representa el voltaje inducido
Ganancias	Representan las constantes
Integradores	Integran las salidas de respuesta
Escalón unitario	Representa la amplitud de paso
Bloques Scope/osciloscopios	Visualizan el comportamiento grafico de las variables físicas
Sumas	Contiene la operación de la sumatoria de cada ecuación

En los puntos siguientes se detalla la simulación de cada uno de los subsistemas de velocidad y corriente de armadura, que integran el sistema completo del motor, para visualizar el comportamiento de los tres motores de cd, mediante el uso del mismo diagrama a bloques, lo que cambia en ellos son los valores obtenidos de los parámetros de cada modelo.

Como primer punto, para iniciar esta simulación, se declaran los valores óptimos de las variables obtenidas de los parámetros de cada modelo de motor, mostrados en la tabla 5.2, dentro del espacio de trabajo de Matlab, como se muestra en las siguientes figuras.

5. 2.1 Simulación del modelo de la corriente de armadura de los motores

```
1 %variables modelo AP7421
2 L= 96.2;
3 J= 17.54;
4 R = 31.15;
5 B = 7;
6 ke = 1.408;
7 kt = 13.44;
8 Ti = 0;
9
```

Figura 5.1. Declaración de variables modelo AP7421

```
1 %variables modelo AP233021
2 L= 165;
3 J= 4.239;
4 R = 83.869;
5 B = 7;
6 ke = 6.829;
7 kt = 65.212;
8 Ti = 0;
9
```

Figura 5.2. Declaración de variables modelo AP233021

```
1 %variables modelo AP7422
2 L= 27;
3 J= 17.58;
4 R = 80.08;
5 B = 7;
6 ke = 9.054;
7 kt = 86.459;
8 Ti = 0;
9
```

Figura 5.3. Declaración de variables modelo AP7422

5.2.1 Simulación del modelo de la corriente de armadura de los motores

Una vez declarado las variables del motor, dentro del marco de trabajo de Matlab, se procede a realizar en simulink, el diseño y el modelado que corresponde al subsistema de la corriente de armadura, figura 5.4, la cual se obtiene a través de la representación de la ecuación (4.22),

$$L \frac{di(t)}{dt} = u(t) - Ri(t) - Vfem(t).$$

Donde la ecuación para obtener la corriente de armadura, se compone de la sumatoria de tres términos, un positivo: $u(t)$ y dos negativos: $Ri(t)$, $Vfem(t)$. El primer término que es el positivo va hacer la entrada al sistema $u(t)$, el segundo término que es $Ri(t)$, donde la variable R se representa como una ganancia, que se multiplica con $i(t)$, que es lo que sale del sistema. Donde la sumatoria de los dos términos va a dar como salida la derivada, como se muestra en la ecuación (4.22), y se integra la respuesta a través del integrador, y esa salida va hacer $i(t)$. El tercer término $Vfem(t)$ que es igual a una constante $ke * w(t)$, donde ke ,

5.2.1 Simulación del modelo de la corriente de armadura de los motores

se representa como otra ganancia y esta se multiplica por $w(t)$, que es otra entrada al sistema. Y la salida va ser la corriente $i(t)$.

Todas estas variables deben ser divididas por L (inductancia), y como salida de este subsistema se obtiene la corriente $i(t)$.

Entonces se puede deducir que, en la ecuación de la corriente, se tiene dos entradas: $u(t)$, y $w(t)$ y una salida que es $i(t)$.

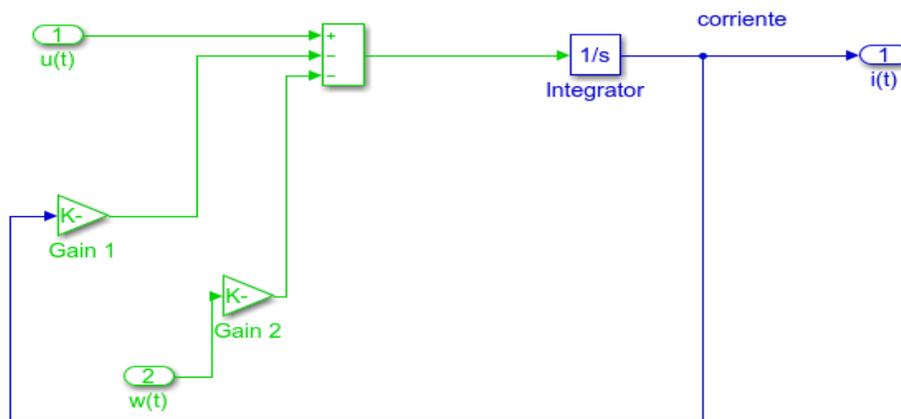


Figura 5.4. Modelado ecuación de corriente de armadura

5.2.2 Simulación del modelo de la velocidad angular de los motores

Para realizar el modelado de la velocidad, al igual que el modelado de la corriente de armadura, se necesitarán los mismos componentes de la tabla 5.3. Lo que difiere en los subsistemas, son las variables necesarias para la simulación.

En la figura 5.5. Se muestra el diagrama de la velocidad angular que se obtiene

a través de la ecuación (4.24).
$$J \frac{dw(t)}{dt} = r(t) - Bw(t) - Ti.$$

Esta ecuación al igual que la de corriente, también se compone de tres términos: un positivo $r(t)$ y dos negativos $Bw(t)$ y Ti y esta expresa que $w(t)$ es igual a la sumatoria del torque $r(t)$, menos, $Bw(t)$ menos, una constante Ti .

Donde la parte positiva es el torque y el torque a su vez es igual a una constante kt , que va multiplicada por una entrada $i(t)$. El segundo término es igual a, menos, B que se multiplica por $w(t)$ que es lo que sale de este sistema. La sumatoria de estos dos factores, da la derivada de $w(t)$. que se integra a través

5.2.2 Simulación del modelo de la velocidad angular de los motores

del integrador para que salga la variable de $w(t)$, y se retroalimenta. El tercer término es la constante Ti , que representa el par inicial. Y la salida va a hacer $w(t)$. Cabe señalar que todas las variables deben ser divididas por j , que representa el momento de inercia. Como se puede observar, este subsistema se compone de las entradas $i(t)$, Ti y se obtiene como salida de la velocidad angular $w(t)$.

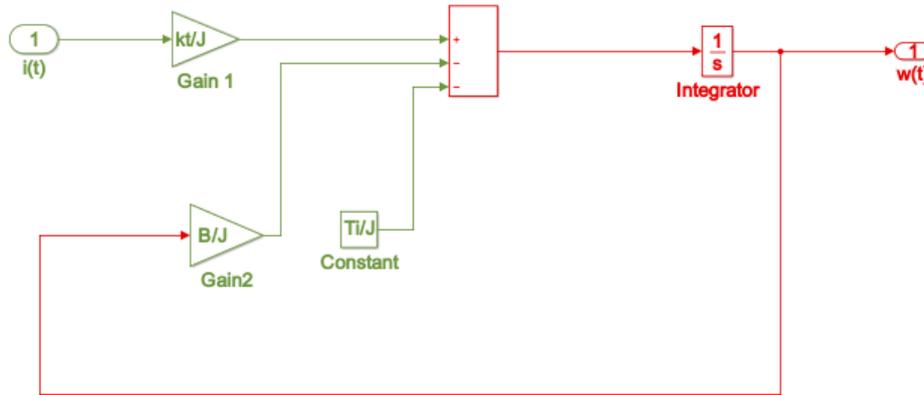


Figura 5.5. Modelado ecuación de velocidad angular

En la figura 5.6. Se muestra la simulación del modelado completo del sistema y los subsistemas que lo integran, para compilar los parámetros de los tres modelos de motores experimentales, se ha realizado un solo diagrama a bloques usando la herramienta de Matlab simulink. Este diagrama a bloques del motor, se obtiene de las ecuaciones del modelado matemático presentado en el punto 4.1, que conforman la ecuación (4.21).

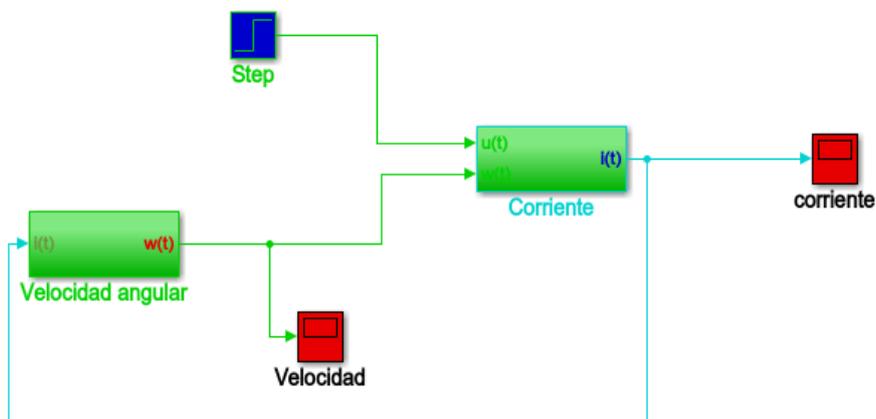


Figura 5.6. Sistema completo del modelo del motor

Como se puede apreciar en la figura 5.6, la salida del subsistema de la ecuación de la velocidad angular $w(t)$ es una entrada de la ecuación de la corriente de

5.3 Gráficas de salidas de la simulación de los motores

armadura y esta a su vez $i(t)$ es la entrada del otro subsistema, y $u(t)$ representa la fuente de voltaje con una entrada de escalón unitario de una amplitud de 24 voltios.

Los osciloscopios, muestran el comportamiento de las variables de la corriente y la velocidad angular, las cuales se visualizan en el siguiente punto.

5.3 Gráficas de salidas de la simulación de los motores

En el modelo del circuito de los motores antes mencionados, se compone de dos subsistemas como se mencionó anteriormente los cuales, representan las dos funciones objetivo que son: maximizar la velocidad y la corriente de armadura para lograr el objetivo de esta tesis, ver tabla 5.5.

Los resultados experimentales de la simulación de los motores, se muestran en las siguientes figuras. Donde a través de los datos óptimos de las variables de entrada para cada modelo mostrados en las figuras presentadas en el punto 5.2. Se observa el comportamiento de las salidas de cada modelo de los motores.

En la figura 5.7. Se muestra el consumo de corriente en los primeros 15 milisegundos, el incremento se produce hasta llegar al consumo nominal o máximo de corriente que el motor necesita para alcanzar la velocidad nominal o de trabajo, como se observa en la tabla 5.5.

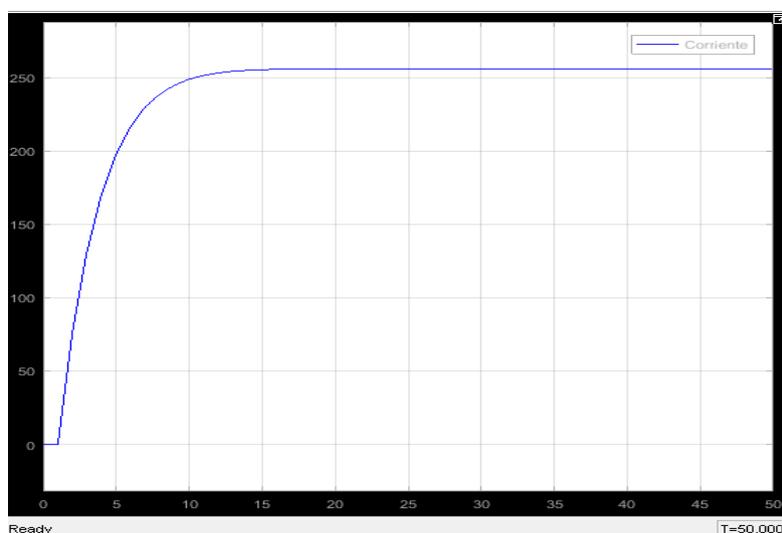


Figura 5.7. Comportamiento de la corriente de armadura modelo AP7421

5. 3 Gráficas de salidas de la simulación de los motores

En la figura 5.8. Se muestra el comportamiento de la velocidad angular (rad/s), que tiene el motor modelo AP7421, que cuando se le aplica un voltaje y corriente nominales, su velocidad inicia en 0, hasta llegar a los 4679.15 rpm.

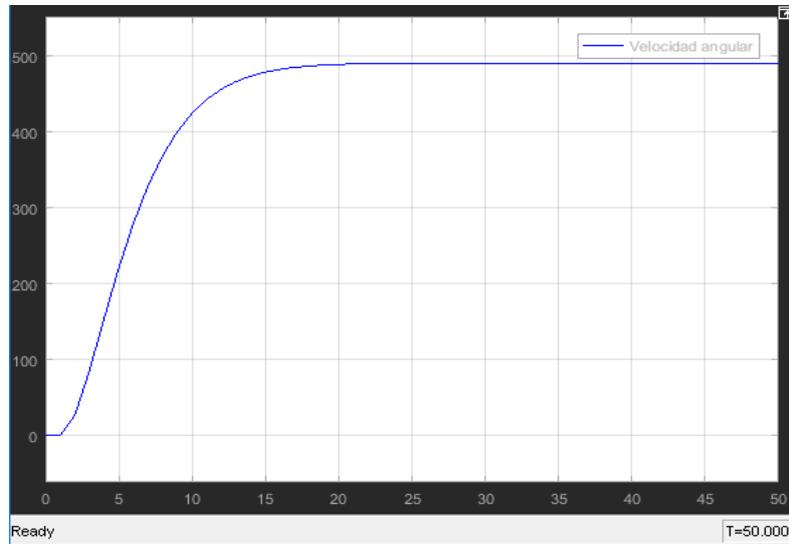


Figura 5.8. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP7421

Como se muestra en la figura 5.9, la corriente de armadura del motor modelo AP233021, tiene un comportamiento de consumo creciente en los 5 primeros milisegundos, hasta llegar al consumo nominal el cual se mantiene mientras el motor este trabajando.

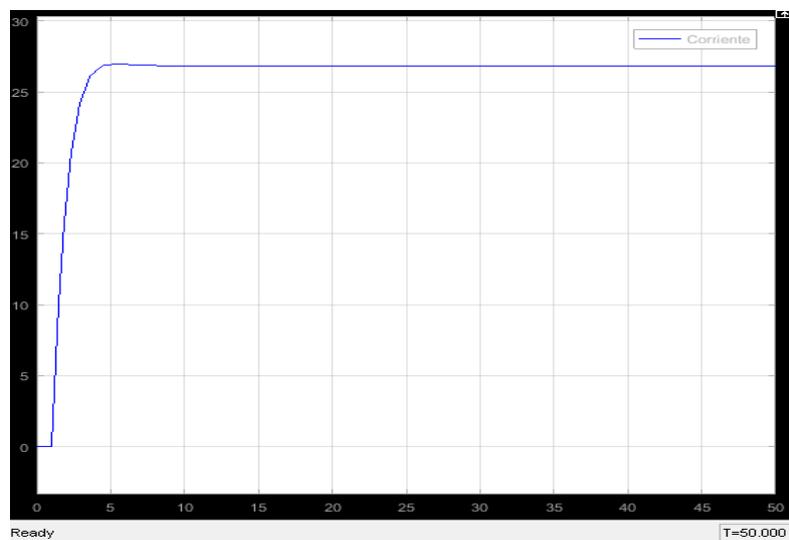


Figura 5.9. Comportamiento de la corriente de armadura modelo AP233021

5. 3 Gráficas de salidas de la simulación de los motores

En la figura 5.10. Se muestra el tiempo que es de 5 milisegundos en que transcurre para que el motor modelo AP233021, alcance su velocidad nominal.



Figura 5.10. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP233021

Como se observa en la figura 5.11, para el modelo AP7422, se tiene un consumo máximo de corriente, cuando la velocidad del motor es alcanzada, la corriente disminuye hasta estabilizarse a una corriente de trabajo.

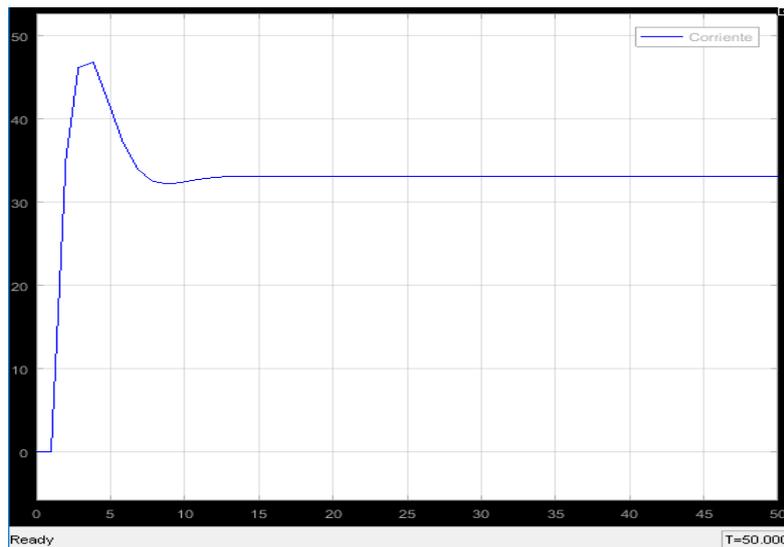


Figura 5.11. Comportamiento de la de corriente de armadura modelo AP7422

5.4 Resultados experimentales

En el gráfico de la figura 5.12, se observa que la velocidad se eleva por un espacio corto de tiempo, esto debido también al aumento de la corriente en el arranque, siendo esta de 410 r/s.

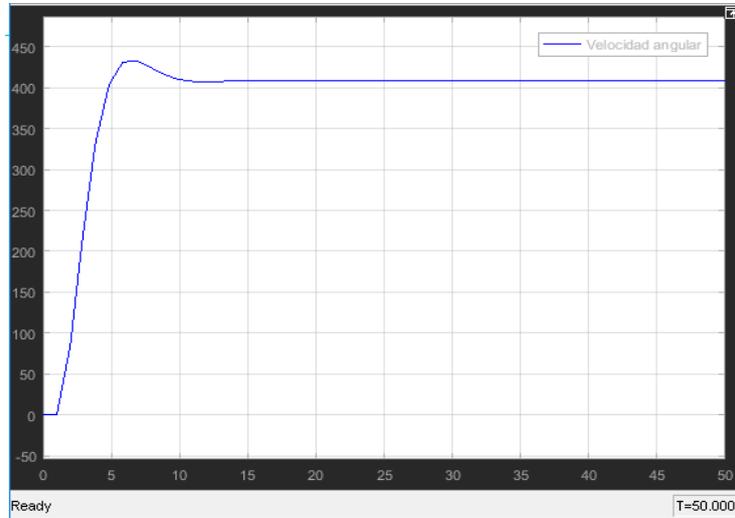


Figura 5.12. Comportamiento de la velocidad angular modelo AP7422

5.4 Resultados experimentales

Para fines experimentales las simulaciones de los tres motores, que se presentaron en las figuras anteriores, mediante la simulación de velocidad angular y corriente de armadura, en función del tiempo, se puede comprobar gráficamente el comportamiento de las variables físicas que optimizan el funcionamiento de los motores de cd de imán permanente, para comprobarlo obsérvense las siguientes tablas.

En la tabla 5.4, se muestran los parámetros de velocidad y corriente de armadura proporcionados por el fabricante de los motores.

Tabla 5.4. Parámetros especificados por el fabricante

Parámetros	AP7421	AP233021	AP7422
Corriente	0.65 Amp.	0.39 Amp.	1.25 Amp.
Velocidad	1725 rpm	1800 rpm	3450 rpm

5.4 Resultados experimentales

En la tabla 5.5, se muestran los parámetros óptimos de velocidad y corriente de armadura de los modelos especificados, mediante la estrategia del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo.

Tabla 5.5. Parámetros obtenidos del algoritmo Evolución Diferencial Multiobjetivo

Parámetros	AP7421	AP233021	AP7422
Corriente	2.6 Amp.	0.27 Amp.	0.33 Amp.
Velocidad	4679.15 rpm	2387 rpm	3867 rpm

En la tabla 5.6, se muestra las mejoras en las eficiencias de los motores de forma porcentual, en comparación de los parámetros proporcionados por el fabricante, ver tabla 5.4. y los obtenidos, ver tabla 5.5.

Tabla 5.6. Eficiencias obtenidas

Modelos	Eficiencia
AP7421	63 %
AP233021	25 %
AP7422	11 %

Como se comprobó en los puntos anteriores, el emplear la metodología del algoritmo evolución diferencial multiobjetivo y el cálculo matemático de los motores de imán permanente, se han encontrado los resultados deseados que cumplen con el objetivo del tema propuesto de esta tesis.

En el capítulo 7, se presentan las conclusiones y trabajos futuros, relacionados a la optimización del diseño de los motores de imán permanente a través del algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

6.1 Conclusiones específicas

Como conclusiones específicas a este trabajo de tesis se puede inferir que el algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo, en la optimización en máquinas eléctricas a gran escala, tal como se muestra en el estado del arte en el capítulo 1, ha presentado un buen rendimiento al ofrecer soluciones óptimas a problemas del mundo real.

Dentro de la aportación lograda se presenta el algoritmo evolución diferencial multiobjetivo como un optimizador idóneo, mediante la metodología empleada, al obtener parámetros eficientes en el diseño de los motores de cd de imán permanente y así poder contribuir a la mejora en rendimiento y funcionamiento de motores eléctricos.

Para lograr el objetivo de este trabajo se realizó la observación del funcionamiento de los motores de cd de imán permanente, los cálculos de las ecuaciones diferenciales, la ejecución del algoritmo multiobjetivo como se mostró en el capítulo 4, y las pruebas de los parámetros óptimos obtenidos de la búsqueda global del algoritmo, dentro del modelo matemático, para diseñar la simulación de los modelos propuestos como prueba de resultados, mostrados en el capítulo 5.

De lo expuesto anteriormente, en base a los resultados obtenidos se puede concluir que, al observar en la simulación de los modelos de los motores propuestos, se presenta una optimización de parámetros, obtenidos con la propuesta de este trabajo en comparación con las especificaciones de los parámetros de los motores presentado por el fabricante.

Por tal motivo esta metodología propuesta, si se recomienda para la realización de trabajos futuros.

6.2 Trabajos futuros

A pesar de que se han desarrollado diversos algoritmos evolutivos competitivos a lo largo del tiempo desde que estos fueron concebido como métodos de solución a problemas multiobjetivo, aún se sigue explorando nuevas posibilidades a la solución de problemas reales.

El método de evolución diferencia multiobjetivo ha crecido continuamente en base a que muchos investigadores han hecho diversas aportaciones a esta metodología a fin de presentar nuevas alternativas de solución a problemas complejos en máquinas eléctricas, como se mencionó en estado del arte, capítulo 1.

A pesar que las propuestas y modificaciones al algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo a lo largo de la literatura, aun no se han explorado las posibilidades de auto-adaptación de los parámetros de control del algoritmo. De tal manera que resulta interesante que el parámetro utilizado en esta metodología (C_r), que controla la cruce discreta y que representa directamente en el rendimiento del algoritmo, pueda abrir la posibilidad de aplicar un algoritmo de evolución diferencial multiobjetivo a la solución de parámetros mínimos.

Como recomendaciones para trabajos futuros referente a la aplicación de esta propuesta se puede decir que está técnica puede servir como una alternativa eficiente para el diseño de controladores de orden fraccional de próximas generaciones. Además, se puede emplear esta estrategia no solo a motores de imán permanente que constan de una estructura de forma serial, sino a todo tipo de motores, con más robustez y con una estructura interna de forma paralela ya sea de tipo asíncrona o síncrona, que garanticen una mayor eficiencia y funcionamiento.

Bibliografía

- [1] P. A. B. a. E. D. d. Jong., «Combining Gradient Techniques for Numerical,» de *Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2006)*, Seattle, Washington, USA, 2006.
- [2] P. V. Rasmus K. Ursema, «Parameter identification of induction motors using,» *ELSEVIER, Applied Soft Computing*, p. 49–64, 2004.
- [3] G. Y. Sizov, «Design synthesis and optimization of permanent magnet synchronous machines based on computationally-efficient finite element analysis,» Milwaukee, Wisconsin, EE.UU, 2013.
- [4] P. K. Storn R., «Differential Evolution - A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization Over Continuous Spaces,» *Journal of Global Optimization*, vol. 4, nº 11, pp. 341-359, 1997.
- [5] E. M. M. J. V. R. y. C. A. C. C., «A comparative study of differential evolution variants for global optimization,» *GECCO*, pp. 485-492, 2006.
- [6] C. A. C. Coello, «Theoretical and Numerical Constraint Handling Techniques Used With Evolutionary Algorithms: A Survey of the State of the Art,» *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, pp. 1245-1287, 2002.
- [7] S. B. R. C. A. C. C. L. L. M. M. A. H. Aguirre, «Handling Constraints Using Multiobjective Optimization Concepts,» *J. Numer.Methods Eng.*, pp. 1989-2017, 2004.
- [8] R. Storn, «System Design by Constraint Adaptation and Differential Evolution,» *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 3, nº 1, pp. 22-34, 1999.
- [9] K. S. H. a. F. S. W. Y. C. Lin, «Hybrid Differential Evolution with Multiplier Updating Method for Nonlinear Constrained Optimization Problems,» *Proc. CEC, 2002*, pp. 872-877, 2002.
- [10] J. Lampinen, «A Constraint Handling Approach for the Differential Evolution Algorithms,» de *Proc. CEC*, 2002.
- [11] X. Y. T. P. Runarsson, «Search Biases in Constrained Evolutionary Optimization,» *IEEE Trans. Syst.*, vol. 35, nº 2, pp. 233-243, 2005.

-
- [12] J. V.-R. a. C. A. C. C. E. Mezura-Montes, «Promising infeasibility and multiple offspring incorporated to differential evolution for constrained optimization,» *IEEE Proc. GECCO*, vol. 1, pp. 225-232, 2005.
- [13] R. L. B. a. C. A. C. Coello, «Cultured differential evolution for constrained optimization,» *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, vol. 195, p. 4303–4322, 2006.
- [14] T. T. a. S. Sakai, «Constrained optimization by the ε constrained differential evolution with gradient-based mutation and feasible differential evolution with gradient-based mutation and feasible elites,» *IEEE Proc CEC*, pp. 1-8, 2006.
- [15] A. K. Q. a. P. N. S. V. L. Huang, «Self-adaptive differential evolution algorithm for constrained real-parameter optimization,» *IEEE Proc CEC*, pp. 17-24, 2006.
- [16] M. F. T. a. P. N. Suganthan, «A multi-populated differential evolution algorithm for solving constrained optimization problem,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 33-40, 2006.
- [17] S. K. a. J. Lampinen, «Constrained real-parameter optimization with generalized differential evolution,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 207-214, 2006.
- [18] V. Z. a. M. S. M. J. Brest, «Self-adaptive differential evolution algorithm in constrained real-parameter optimization,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 215-222, 2006.
- [19] K. Z. a. R. Laur, «Constrained single-objective optimization using differential evolution,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 927-934, 2006.
- [20] K. DEB, «An efficient Constraint Handling Method for Genetic Algorithms,» *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, pp. 311-338, 2000.
- [21] Y. W. Z. CAI, «A Multiobjective Optimization-Based Evolutionary Algorithm for Constrained Optimization,» *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 10, n° 6, pp. 658-675, 2006.
- [22] Z. C. Y. Z. W. Z. Y. WANG, «An Adaptive Tradeoff Model for Constrained Evolutionary Optimization,» *IEEE Trans. Evol. comput.*, pp. 80-92, 2008.
- [23] M. Y. T. H. S. TSUTSUI, «Multiparent Recombination With Simplex Crossover In Real Coded Genetic Algorithms,» *GECCO*, pp. 657-664, 1999.
- [24] Z. C. Y. WANG, «Combining Multiobjective Optimization with Differential Evolution to Solve Constrained Optimization Problems,» *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 16, n° 1, pp. 117-134, 2012.

-
- [25] E. M.-M. a. B. Cecilia-López-Ramírez, «Comparing bioinspired algorithms in constrained optimization problems,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 662-669, 2007.
- [26] W. G. a. Z. Cai, «A multiobjective differential evolution algorithm for constrained optimization,» *IEEE Proc. CEC*, pp. 181-188, 2008.
- [27] T. T. a. S. Sakai, «Constrained optimization by ε constrained differential evolution with dynamic ε -level control,» *Springer: In Advances in Differential Evolution*, pp. 139-154, 2008.
- [28] W. L. a. X. W. M. Zhang, «Differential evolution with dynamic stochastic selection for constrained optimization,» *Information Sci.*, pp. 3043-3074, 2008.
- [29] K. Z. a. R. Laur, «Stopping criteria for differential evolution in constrained single-objective optimization,» *Springer: Advances in Differential*, pp. 111-138, 2008.
- [30] S. D. A. A. S. D. A. Biswas, «Design of fractional-order PID controllers with an improved differential evolution,» *Engineering applications of artificial intelligence ELSEVIER*, vol. 22, pp. 343-350, 2009.
- [31] D. M. I. Yao Duan, «A Review of Recent Developments in Electrical Machine Design Optimization Methods With a Permanent-Magnet Synchronous Motor Benchmark Study,» *IEEE trans. Industry Applications*, vol. 49, n° 3, pp. 1268-1275, 2013.
- [32] M. M. R. a. H. A. T. B. Jeihoon, «Optimal design of PM assisted synchronous reluctance generators using lumped parameter model and differential evolution strategy,» *IEEE ECCE*, pp. 2453-2459, 2009.
- [33] M. Y. E. Z. R. D. M. Barut, «Optimization of Model Reference Adaptive System based Speed Estimation for Speed Sensorless Control of Induction Motors via Differential Evolution Algorithm,» de *11th IFAC International Workshop on Adaptation and Learning in Control and Signal Processing*, Caen, France, 2013.
- [34] A. K. D. T. Saugat Bhattacharyya, «A differential evolution based energy trajectory planner for artificial limb control using motor imagery EEG signal,» *ELSEVIER, Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 107-113, 2014.
- [35] T. C. A. K. A. N. A. Sengupta, «Energy efficient trajectory planning by a robot arm using invasive weed optimization technique,» de *IEEE Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing*, 2011.

-
- [36] G. C. T. a. L. Lebensztajn, «A Multiobjective Approach of Differential Evolution Optimization Applied to Electromagnetic Problems,» *IEEE, Transaction on Magnetics*, vol. 50, n° 2, pp. 1-4, 2014.
- [37] E. Zitzler and L. Thiele, «Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach,» *IEEE Trans, Evol. Comput.*, vol. 3, n° 4, pp. 257-271, 1999.
- [38] L. T. a. E. Z. K. Deb, «Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results,» *IEEE, Trans. Evol. comput.* , vol. 8, n° 2, pp. 173-195, 2000.
- [39] B. Š. G. Š. Tine Marcic, «Differential-Evolution-Based Parameter Identification of a Line-Start IPM Synchronous Motor,» *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 61, n° 11, pp. 5921-5929, 2014.
- [40] G. Š. B. Š. M. H. a. P. V. T. Marcic, «Determining parameters of a line-start interior permanent magnet synchronous motor model by the differential evolution,» *IEEE Trans. Magn.*, vol. 44, n° 11, pp. 4385-4388, 2008.
- [41] A. G. S. P. E. K. a. A. G. K. Minos E. Beniakar, «Multiobjective Evolutionary Optimization of a Surface Mounted PM Actuator With Fractional Slot Winding for Aerospace Applications,» *IEEE Trans. Magnetics*, vol. 50, n° 2, p. 7016404, 2014.
- [42] M. A. a. Y. A.-R. I. Mohamed, «Multiobjective shape optimization of segmented pole permanent-magnet synchronous machines with improved torque characteristics,» *IEEE Trans. Magn.* , vol. 47, n° 4, pp. 795-804, 2011.
- [43] C. C. A. R.-R. M. d. J. J. A. B. García-Domingo, «A differential evolution proposal for estimating the maximum power delivered by CPV modules under real outdoor conditions,» *ELSEVIER, Expert Systems with Applications*, vol. 42, pp. 5452-5462, 2015.
- [44] D. Z. M. K. Stjepan Stipetic, «Optimised design of permanent magnet assisted synchronous reluctance motor series using combined analytical–finite element analysis based approach,» *IET Electric Power Applications*, pp. 330-338, 2015.
- [45] W. Z. a. X. W. a. Y. Pi, «Study of the Fractional order Proportional Integral Controller for PMSM Based on Differential Evolution Algorithm,» College of Automation Science and Engineering, Guangzhou, China, 2015.
- [46] D. M. I. M. J. a. S. J. S. Yi Wang, «Establishing the Relative Merits of Synchronous Reluctance and PM-Assisted Technology Through Systematic Design Optimization,» *IEEE Trans. Ind. app.*, vol. 52, n° 4, pp. 2971-2978, 2016.

- [47] D. M. I. a. N. A. O. D. G. Sizov, «Modeling and parametric design of permanent-magnet AC machines using computationally efficient finite-element analysis,» *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 59, n° 6, pp. 2403-2413, 2012.
- [48] R. S. W. J. F. Griffiths, Introduction to genetic analysis, USA: W. H. Freeman and Company, 2008.
- [49] C. Darwin, El origen de las especies por medio de la selección natural, London, 1859.
- [50] C. a. W. A. Darwin, «On the Tendency of Species to form Varieties; and on the Perpetuation of Varieties and Species by Natural Means of Selection,» *Zoological Journal of the Linnean Society*, vol. 3, pp. 46-50, 1860.
- [51] J. L. Crosby, «Computers in the study of evolution,» *Science Progress Oxford*, vol. 55, pp. 279-292, 1967.
- [52] L. J. Fogel, «Intelligence through simulated evolution: forty years of evolutionary,» *Wiley series on intelligent systems*, 1999.
- [53] L. O. A. a. W. M. D. B. Fogel, Artificial Intelligence through Simulated Evolution, Chichester UK: Wiley, 1996.
- [54] A. E. A. E. a. V. H. K. Eiben, «Global convergence of genetic algorithms: Markov Chain Analysis,» *Springer- Verlag*, pp. 4-12, 1991.
- [55] L. J. Fogel, Evolutionary Computation: Toward a new philosophy on machine intelligence, NJ, USA: IEEE Press, 1995.
- [56] J. H. Holland, Adaptation in Natural and Artificial Systems, Michigan USA, IEEE Press, 1975.
- [57] J. H. Holland, «Adaptation in Natural and Artificial System: An Introductory Analysis with Applications to Biology,» de *Control and Artificial Intelligence*, Cambridge, Ma, USA, MIT Press, 1992.
- [58] D. V. a. A. J. C. Richarson, Máquinas eléctricas Rotativas y transformadores, México: Prentice Hall, 1997.
- [59] K. Irving L., Máquinas Eléctricas y transformadores, Hispanoamericana. S.A. Prentice Hall, 1993.
- [60] C. K. J. S. D. U. A. E. Fitzgerald, Máquinas Eléctricas, México: McGraw-Hill Interamericana de México S. A., 1992.
- [61] A. M., «Folleto de problemas de maquinaria eléctrica,» ESPOL, Guayaquil, L. Ecuador, 2008.

- [62] B. C. Kuo, *Sistemas de control automático*, Prentice Hall, 1996.
- [63] S. S. Rao, *Engineering Optimization: Theory and Practice*, New York, USA, 1996.
- [64] R. E. Steuer, *Multiple Criteria Optimization: Theory Computations, and Application*, New York, USA: John Wiley and Sons, Inc., 1986.
- [65] V. J. S. FEOKTISTOV, «Generalization of the Strategies in Differential Evolution,» de *Proceedings of the 18th International Parallel and distributed Processing Symposium*, Santa Fe, México, 2004.
- [66] L. A. C. C. A. Zapotecas S., *Hybridizing Multi-objective Evolutionary Algorithms with Mathematical Programming Techniques*, Springer, 2008.
- [67] K. Miettinen, «Some methods for nolinear multi-objetive optimization,» de *Evolutionary multi-criterion optimization*, Heidelberg, Alemania, Springer Berlin, 2001, pp. 1-20.
- [68] H. Mukai, «Algorithms for multicriterion optimization. Automatic Control,» *IEEE Transactions*, vol. 25, nº 2, pp. 177-186, 1980.
- [69] I. D. a. J. E. Dennis, «A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for pareto set generation in multicriteria optimization problems.,» *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 14, nº 1, pp. 63-69, 1997.
- [70] J. R. Koza, *Genetic Programming*, Cambridge MA: MIT, Press Cambridge, 1992.
- [71] R. Dawkins, *The Selfish Gene*, Oxford: Clarendon, Press, 1976.
- [72] P. Moscato, «On Evolution, Search, Optimization, Genetic Algorithms and Martial Arts: Towards Memetic Algorithms. Technical Report Caltech Concurrent Computation Program,» California Institute of Technology, California USA, 1989.
- [73] M. a. C. G. D. Dorigo, «The ant colony Optimization Meta-Heuristic.,» de *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, 1999, pp. 11-62.
- [74] L. N. d. C. a. J. Timmis, «An Introduction to Artificial Immune Systems,» de *A New Computational Intelligence Paradigm*, Springer-Verlag, 2002.
- [75] L. N. d. C. a. J. Timmis, «An artificial immune network for multimodal function optimization,» Honolulu, Hawaii,, 2002.
- [76] K. Price, «An Introduction to Differential Evolution,» de *New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, 1999, pp. 79-106.

- [77] S. J. Chapman, *Máquinas Eléctricas*, McGraw-Hill, 2000.
- [78] J. TEO, «Differential Evolution with Self-Adaptative Populations,» de *In Proceedings of the 9th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering system*, 2005.
- [79] K. Price, «An introduction to Differential Evolution,» de *In New Ideas in Optimization*, McGraw-Hill, 1999, pp. 79-106.
- [80] P. Zhang, «A novel design optimization of a fault-tolerant ac permanent magnet machine-drive system.,» Wisconsin, EE. UU., 2013.
- [81] D. M. I. N. A. O. D. a. T. W. N. A. Fatemi, «Fast Multi-Objective CMODE-Type Optimization of PM Machines Using Multicore Desktop Computers,» *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRY APPLICATIONS*, pp. 2941-2950, 2016.
- [82] R. M. S. a. J. A. L. Kenneth V. Price, *Differential Evolution A-practical Approach to Global Optimization*, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2005.
- [83] P. W. R. L. a. R. L. K.-D. K. K. Z. K. Zielinski, «" Examination of Stopping Criteria for Differential Evolution based on a Power Allocation Problem",» de *In 10th International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment*, Brasov, Romania, 2006.
- [84] Y. D. a. D. M. Ionel, «" A Review of Recent Developments in Electrical Machine Design Optimization Methods With a Permanent-Magnet Synchronous Motor Benchmark Study",» *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp. 1268-1275, 2013.
- [85] Y. Duan and D. M. Ionel, «A Review of Recent Developments in Electrical,» *IEEE Transactions on Industry Applications*, pp. 1268-1275, 2013.

Apéndices

En las siguientes figuras se muestra de forma general, los instrumentos necesarios para poder observar los datos proporcionados por el motor, mediante lecturas para el análisis del comportamiento de los parámetros del motor de cd de imán permanente, marca Baldor modelo AP7421. Con el fin de cumplir con el propósito de este trabajo de tesis.

Apéndice A

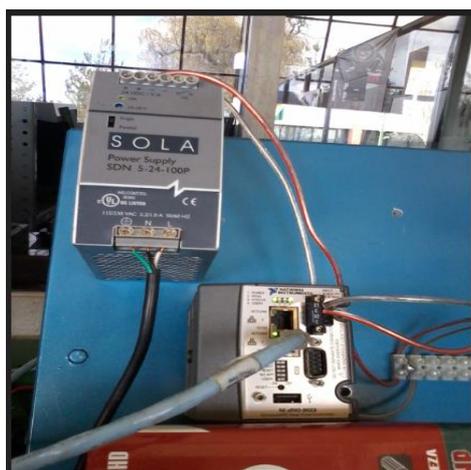


Figura A.1. Muestra el equipo CompactRio de National Instruments que se utilizó como hardware y software para medir el comportamiento del motor de cd de imán permanente, marca Baldor modelo AP7421.

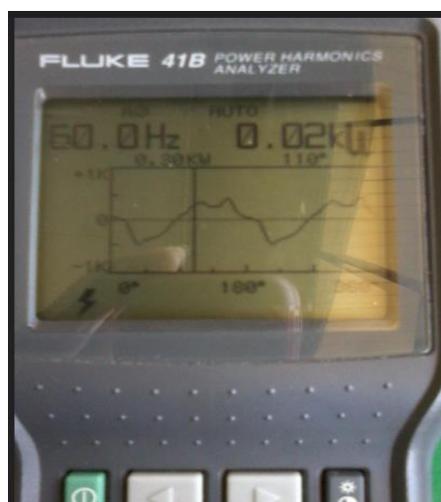


Figura A.2. Muestra el comportamiento de los armónicos de la corriente, del motor con carga, mediante el dispositivo Fluke Analyzer.

Obtención de datos del motor de cd de imán permanente



Figura A.3. Muestra datos obtenidos de la corriente del motor.



Figura A.4. Muestra el comportamiento del voltaje del motor en funcionamiento.



Figura A.5. Muestra la velocidad del motor con carga

Apéndice B

International Journal of Science and Research (IJSR)
ISSN (Online): 2319-7064
Index Copernicus Value (2016): 79.57 | Impact Factor (2015): 6.391

Obtaining Parameters from a Direct Current Motor of Permanent Magnets for Modeling with Evolutionary Algorithms

Carlos Sanchez¹, Minerva Matlalcauati², Jose Hernandez³, Crispin Hernandez⁴, Federico Ramirez⁵

¹Máster in Computer Systems, Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México
²Máster in Computer Systems, Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México
³Department of Industrial Maintenance, Universidad Tecnológica de Tlaxcala, El Carmen Xalpatlahuaya Huamantla, Tlaxcala, México
⁴Department of Systems and Computing, Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México
⁵Department of Systems and Computing, Instituto Tecnológico de Apizaco, Apizaco, Tlaxcala, México

Abstract: *In this research we present the analysis of the mathematical model of the permanent magnet DC motor, Baldor brand, model AP7421 US HP 1725 RPM TYPE 74AHPO, the evaluation of motor parameters has been a subject of great interest for several years. This interest is presented from the classification of engines, which is divided into: synchronous and asynchronous with different specifications in each of them. Obtaining electrical and mechanical parameters allows proposals to improve their efficiency; Differential equations and the analysis of the terms of the physical variables given by the motor manufacturer were applied against the data obtained in a normal operating environment. In the simulation, the Simulink software was used as a tool of the MATLAB program with which the behavior of the motor can be observed, applying the parameters obtained. They will be modeled with evolutionary algorithms that are widely used to solve real optimization and searching problems in electrical machine and algorithms. The algorithm of Differential Evolution (DE) and the Ant Colony Optimization (ACO) algorithm will be analyzed.*

Keywords: Analysis, Direct Current, Permanent Magnet, Motor, Parameters

1. Introduction

Nowadays permanent magnet DC motors are widely used in multiple industrial applications, due to their high efficiency, low maintenance and ease of control. [1]

The operation of DC motors is based on: converting electrical energy into mechanical energy inducing a rotating movement and generating a mechanical work.

The permanent magnet motors can be divided into two types: Synchronous motors with permanent external magnets (EPMSM), these have the permanent magnets mounted on the surface of the rotor, with a relatively large air gap; the second type are the internal permanent magnet motors (IPMSM) unlike the previous ones, this has permanent magnets inserted in the rotor, hidden and protected. [2]

In order to perform model analysis and obtaining engine parameters, it is necessary to understand and identify the operating variables through mathematical calculations, obtaining readings and data from it. [3]

The computational modulation in various investigations is carried out with the application of MATLAB's Simulink software, in which samplings are developed at a rapid speed, applying electrical and mechanical parameters and the visualization shows the operation of the engine based on the calculations obtained from the border variables. On the other hand, evolutionary algorithms are applied as optimization and search methods, which are based on evolution biological. Many optimization problems are difficult to solve only with the use of traditional techniques, which is why they use this type of algorithms, that are inspired by nature to obtain better results through their searching techniques. [4]

The application of algorithms allows us to look for the improvement in the performance of permanent magnet motors to achieve this application, it is essential to know the algorithms such as the optimization by colony of ants that is described as a tool for the solution of combinatorial problems, which is inspired by the collective behavior of the ants, also, this metaheuristic is considered as intelligence of swarms. [5]

Recently, several researchers have designed and applied new techniques and variations of the first ACO algorithm, in order to solve multi-objective problems. [6]

The algorithm of differential evolution multi-objective (DE) has been adopted by more than a decade by several researchers, which is used to address narrow problems of multi-objective optimization, which are used on a large scale in electrical machines. [7]

In Section II, the mathematical model of the DC motor of permanent magnets in its electrical and mechanical part, and the analysis for the obtaining of the parameters of the motor speed and current are presented. Section III describes the operation of the proposed evolutionary algorithms. In section IV the results obtained in the simulation are shown. Finally, section V details the conclusions of this research.

Volume 7 Issue 3, March 2018
www.ijsr.net
Licensed Under Creative Commons Attribution CC BY

Paper ID: ART20181080

DOI: 10.21275/ART20181080

1574

Figura B.1. Artículo publicado.

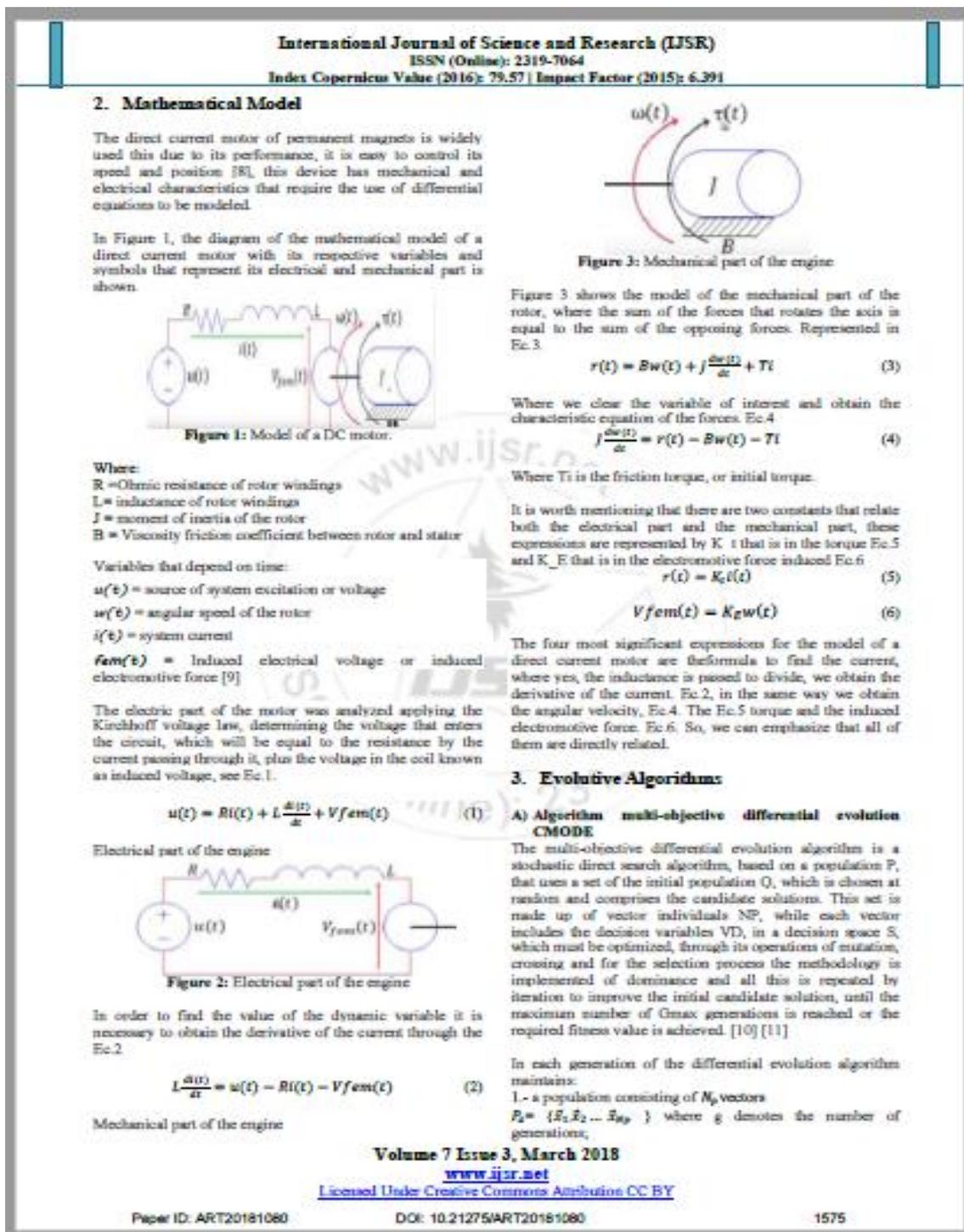


Figura B.2. Artículo publicado.

International Journal of Science and Research (IJSR)
 ISSN (Online): 2319-7064
 Index Copernicus Value (2016): 79.57 | Impact Factor (2015): 6.391

2.- Objective function values $F(\vec{x}_1), F(\vec{x}_2), \dots, F(\vec{x}_{N_p})$, and its restriction level $R(\vec{x}_1), R(\vec{x}_2), \dots, R(\vec{x}_{N_p})$.

The algorithm starts from a population $P_{(g)}$ generated randomly within the decision space defined by $[L_i, U_i], 1 \leq i \leq n$. later a group of individuals (Q) are chosen randomly from the population $P_{(g)}$ to produce an offspring (C) to apply the mutation, crossing and selection (DE) operations and are eliminated from $P_{(g)}$. Thereafter, the non-dominated individuals (R) are identified from (C) and replace the individuals dominated in Q, (if they exist), the Q set is updated and subsequently Q is updated in $P_{(g)}$.

It should be mentioned that, if R contains only infeasible solutions, C will also be composed entirely of infeasible solutions, so the solution not feasible with the lowest degree of restriction violation in R is stored in file A. Each g generation, all the unfeasible individuals in A are used to replace the same number of individuals in $P_{(g)}$. It should be noted that the previous substitution is executed based on an unfeasible solution, replacing mechanisms inspired by multi-objective improvement. The procedure is repeated until the maximum number of iterations is achieved. [12]

B) Ant Colony Optimization Algorithm
 The algorithm ACO is denominated as intelligence of swarms of insects, which use a set of optimization techniques inspired by the collective behavior of the ants, in the simulation of the algorithm it is by means of artificial ants, that are able to learn a space of search during their execution, so they get experience to build better solutions. [13] [14]

Initialization
 In this phase, the problem data are introduced, and the parameters of the algorithm are initialized, which is why it is dependent on the problem to be solved.

You must define the number of ants (h) that will form the colony and initialize it, taking in. Note that increasing its size means increasing the exploration of the solution space, but also the cost of memory and computing time. The information related to the pheromones T_{ij} , is also initialized, with an initial value T_{ij} homogeneous so as not to decant the search; the evaporation parameter (ρ), which has the function of reducing the intensity of pheromone traces; and the parameters that weigh the influence of pheromones (α) and heuristic information (β).

Construction of Solutions
 Probability is a function that depends on the artificial trail of pheromones and simulates the behavior of ants in nature for the choice of routes

$$P_{ij}^k = \frac{[T_{ij}]^\alpha}{\sum_{r \in N_i^k} [T_{ir}]^\alpha} \quad (7)$$

Where P_{ij}^k is the probability that the ant k chooses the component j in the decision, T_{ij} represents the intensity of

the trace of pheromones in the option j of the decision i, α is a parameter

Pheromone Evaporation
 The evaporation of pheromones is carried out in all elements of the trace, simulating the process that occurs in nature.

$$T_{ij} \leftarrow (1 - \rho) * T_{ij} \quad (8)$$

Pheromones Update
 Each artificial ant deposits a quantity of pheromones in each of the elements of the trace that form the solution, thus increasing the intensity of the trace.

$$T_{ij} \leftarrow + \sum_{k=1}^h \Delta T_{ij}^k \quad (9)$$

Increasing ΔT_{ij}^k it is a function of quality, so better solutions deposit more, so that in later iterations of the search it tends towards the areas where those solutions have been found.

4. Simulation & Results

A) Simulink of Matlab.
 Simulink provides a graphical user interface (GUI) to model the system in physical form, which allowed us to analyze the system dynamic from models with block diagrams. The Simulink is widely used in different areas of engineering such as: biomedical, telecommunications, electronics, control engineering and robotics.

B) Parameters
 The simulated model of the permanent magnet DC motor consists of the following parameters, which were calculated, measured and compared with the manufacturer's technical data.

Motor DC Parameters	
Inductance (L)	96.2 mH
Resistance (R)	31.15 Ω
Inertia moment (J)	17.54 Og^2
Coefficient of viscous friction (B)	7 μ
Constant electromagnetic (k _e)	1.408
Electric time constant (t _e)	3.088
Torque constant (k _t)	13.44
Current (I)	0.65 amp
Revolutions per minute (RPM)	1725 rpm
Angular speed (ω)	180.64 rad/s
Torque (H _p)	0.536 Nm
Power (HP)	0.13= 96.94 Watts
Voltage (Volts)	180 volts

5. Results

With the simulation, the behavior of the velocity and angular current parameters can be observed.

In fig. 4, the diagram of a CD motor that is composed of two subsystems, current and angular velocity is observed.

Volume 7 Issue 3, March 2018
www.ijer.net
 Licensed Under Creative Commons Attribution CC BY

Paper ID: ART20181080

DOI: 10.21275/ART20181080

1578

Figura B.3. Artículo publicado.

International Journal of Science and Research (IJSR)
 ISSN (Online): 2319-7064
 Index Copernicus Value (2016): 79.57 | Impact Factor (2015): 6.391

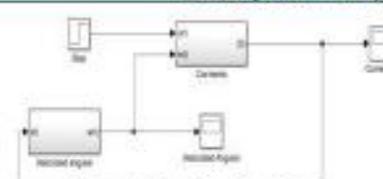


Figure 4: Schematic of the dc motor

In fig. 5 the simulation of the angular velocity subsystem is shown

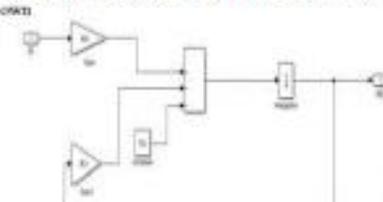


Figure 5: Angular Speed Simulation

In fig. 6 shows the simulation of the current subsystem.

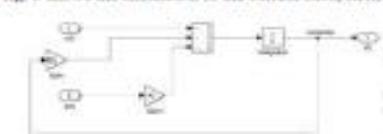


Figure 6: Current Simulation

The following figures show the outputs obtained with respect to the simulation of the DC motor



Figure 7: Angular Speed Behavior as a Function of Time



Figure 8: Current-Time Behavior

6. Conclusion

With the application of the mathematical model, the obtaining of electrical parameters of the dc motor of permanent magnets and through the simulation can be observed the behavior of the motor both in the speed and the current

In order to model a direct current motor with permanent magnets, different differential equations are used to identify the parameters that allow us to obtain an exact electrical and mechanical model of the motor.

The simulation was carried out with the MATLAB Simulink tool, applying the real values of the machine to develop experimental tests and thus obtain results where the efficiency of the engine can be observed under the operating regimes.

These results allow us to continue with an investigation, with a theoretical-practical foundation to propose improvements that propitiate a performance of said engine.

References

- [1] A. V. Deepthi Yadav, «Performance Analysis of PMSM Drive using MFSO and MOGA Technique,» Lucknow, India, 2016.
- [2] M. A. J. A. M. K. L. in Qinghua, «Design Optimization of Interior Permanent Magnet Synchronous Motors for Wide-Speed Operation,» Indonesia, 2001.
- [3] M. S. A. Alvarado, «Modelo Matemático de un Motor de Corriente Continua Separadamente Excitado: Control de Velocidad por Corriente de Armadura,» vol. 6, n° 1, pp. 155-161, 2012.
- [4] A. E. S. J. E. Eiben, «Introduction to Evolutionary Computing,» Springer Verlag, pp. 71-87, 2003.
- [5] M. Doering, «Optimization, learning and natural algorithms,» Milan, 1992.
- [6] J. L. Z. Y. C. Q. Ying Xie, «Optimization Design of Line-Start Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Ant Colony Algorithm,» de International Conference on Electrical Machines and Systems, Hangzhou, China, 2014.
- [7] K. P. Rainer Storm, «Differential Evolution - A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces,» de International Computer Science Institute, 1995.
- [8] A. M. O. K. K. M. A. J. H. W. P. M. A. Rahman, «Advanced on Single-Phase Line-Start High Efficiency Interior Permanent Magnet Motors,» IEEE Trans. Ind Electron, vol. 59, n° 3, pp. 1333-1345, 2012.
- [9] S. J. Chapman, Maquinas Electricas, Mexico, D.F. McGraw Hill, 2012.
- [10] Z. C. Yong Wang, «Combining Multiobjective Optimization with Differential Evolution to Solve Constrained Optimization Problems,» IEEE Transaction on Evolutionary Computation, vol. 16, n° 1, pp. 117-133, 2012.
- [11] L. I. Gustavo Caravaggi Tenaglia, «A multiobjective Approach of Differential evolution Optimization Applied to Electromagnetic Problems,» IEEE Transactions on Magnetics, vol. 50, n° 2, 2014.

Volume 7 Issue 3, March 2018
www.ijsr.net
 Licensed Under Creative Commons Attribution CC BY

Paper ID: ART20181080

DOI: 10.21275/ART20181080

1577

Figura B.4. Artículo publicado.

International Journal of Science and Research (IJSR)
 ISSN (Online): 2319-7064
 Index Copernicus Value (2016): 79.57 | Impact Factor (2015): 6.391

[12] D. M. I. N. A. O. T. W. N. Alireza Fatemi, «Fast Multiobjective CMODE Type Optimization of PM Machines Using Multicore Desktop Computers,» IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 52, nº 4, pp. 2941-2950, 2016.

[13] M. B. S. G. A. L. Sofiane Mendaci, «Ant Colony for Optimal Design of PM Synchronous Generator for Direct-Drive Wind Turbines,» 2014.

[14] W. S. Y. P. Daniel Soto, «Algoritmo de Optimización de Colonia de Hormigas Multiobjetivo Aplicado al Problema de la mochila Multidimensional,» Programación Matemática y Software, vol. 3, nº 2, pp. 20-30, 2012.

Author Profile

 **Carlos Raúl Sánchez Becerril** He obtained the title of Engineer in Information Technology and Communication from the Technological Institute of Apizaco (ITA), Apizaco, Tlax, Mexico, in 2015, currently a student of the master's in computational systems, in the Technological Institute of Apizaco.

 **Minerva Mathias Cruz**, obtained the title of Engineer in Information Technology and Communications from the Technological Institute of Apizaco (ITA), Apizaco, Tlax, Mexico, in 2016, currently a student of the master's Degree in Computational Systems, at the Technological Institute of Apizaco.

 **José Luis Hernández Corona**. Candidate for a PhD in Computational Sciences and Electronics from the Autonomous University of Tlaxcala, MC in Mechanical Technology from the Center for Research in Engineering and Applied Sciences, Research Professor at the Technological University of Tlaxcala, PROMEP Profile since 2007, Head of the Academic Body in Consolidation of Industrial Maintenance, Leader of the Research Network RIME

 **José Crisótopo Hernández Hernández** He obtained the title of Lic. In Computing by the Technological Institute of Apizaco (ITA), Apizaco, Tlax., Mexico, in 1993. The degree of M. in C. in Computational Sciences by the ITA, Apizaco, Tlax., Mexico, in 1998. And the degree of Doctorate in Informatique by the Université d'Angers, France in 2008. His areas of research include: metaheuristics optimization, bioinformatics, biomedicine, fuzzy logic, computer vision.

 **José Federico Ramírez Cruz** He is currently a professor at the National Technological Institute of Mexico (TecNM) Apizaco campus. He obtained the degree of Doctor of Science in the area of Computational Sciences in the National Institute of Astrophysics, Optics and Electronics (INAOE) and the Master of Science in Electronics in the same INAOE, and the degree of Industrial Electronics Engineer in the TecNM campus Puebla. His areas of interest are: the applications of Automatic Learning, Evolutionary Computing and Computer Vision.

Volume 7 Issue 3, March 2018
www.ijsr.net
 Licensed Under Creative Commons Attribution CC BY

Paper ID: ART20181080

DOI: 10.21275/ART20181080

1578

Figura B.5. Artículo publicado.



Figura B.6. Certificado de la publicación realizada

Apéndice C

	GRUPO F3 INGENIERÍA EN CONSTRUCCIÓN Y COMPUTACIÓN S.A. DE C.V.
<small>C. DOMINGO ARENAS 16A, COL. FCC. SARABIA, CALPULALPAN TLAX. C.P. 90207 Tel: 749-918-3432 Cel. 749-101-4120</small>	<small>RFC:GF11042966A email:grupof3sacv@gmail.com</small>
Calpulalpan, Tlaxcala a 16 de abril del 2018.	
ASUNTO: LIBERACION DE ESTANCIA EN EMPRESA	
Mtro. Felipe Pascual Rosario Aguirre. Director del Instituto Tecnológico de Apizaco PRESENTE	
El que suscribe M.I. Fernando González Sánchez, Administrador Único de la empresa GRUPO F3 INGENIERÍA EN CONSTRUCCIÓN Y COMPUTACIÓN S.A. de C.V., por medio de la presente se hace constar que la Ing. Minerva Matlalcuatzl Cruz , realizo satisfactoriamente su estancia en nuestra empresa, durante el periodo del 16 de Octubre del 2017 al 16 de Abril del 2018, incorporándolo en el Departamento de Computación y Electrónica de la empresa Grupo F3 Ingeniería en Construcción y Computación S.A. de C.V., en el proyecto: "Aplicación de algoritmos de evolución diferencial multiobjetivo al problema del diseño de modelos de motores de imanes permanentes" .	
A petición del interesado y para fines legales que al mismo convengan, se extiende la presente constancia a los 16 días del mes de abril del año en curso.	
 ATENTAMENTE  _____ M. I. Fernando González Sánchez REPRESENTANTE LEGAL DE GRUPO F3 INGENIERÍA EN CONSTRUCCIÓN Y COMPUTACIÓN.	
C.C.P. Interesado C.C.P. Archivo de la Empresa	

Figura C.1. Carta de liberación de estancias.

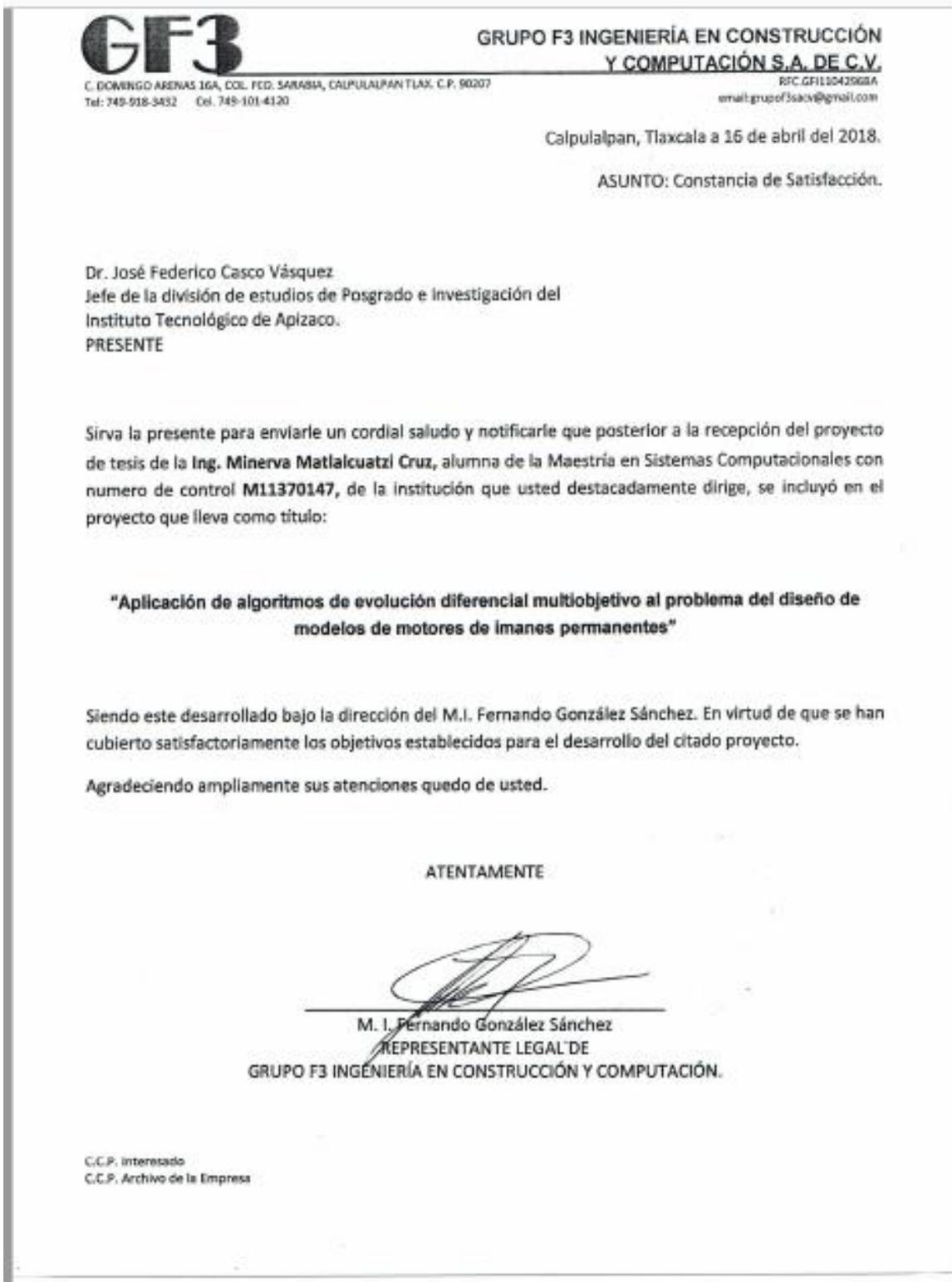


Figura C.2. Carta de satisfacción de estancias.