

**Sistema Tolerante a Falla Aplicado en la Transmisión de Potencia de un Robot Móvil**

William Ricardo Gonzalez Robles

Trabajo de Grado para Optar el Título de Magister en Ingeniería Mecánica

Director

Carlos Borrás Pinilla

Doctor en Ingeniería Mecánica

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingeniería Físicomecánicas

Escuela de Ingeniería Mecánica

Maestría en Ingeniería Mecánica

Bucaramanga

Año 2023

**Dedicatoria**

Lo dedico a Dios por brindarme la fortaleza para finalizar este documento a pesar de las dificultades en las que estábamos, a mi esposa por su amor, apoyo incondicional y paciencia, a mis hijos por brindarme la alegría de ser padre, a mi mama por inculcarnos el deseo de estudiar, a mis hermanos por acompañarme en la vida, a mis tíos por siempre apoyarnos y amor a mi familia y a todos los demás que no menciono, gracias por caminar a mi lado.

**Agradecimientos**

A la Universidad Industrial de Santander por permitirme realizar todos los estudios profesionales realizados en ella, por el apoyo económico y subsidio para hacer esta maestría realidad, al profesor Carlos Borrás Pinilla por su confianza, apoyo financiero y conocimiento, acompañamiento y guía para realizar este estudio y finalizar la tesis para optar al título de maestría Ingeniería Mecánica.

## Tabla de Contenido

	Pág.
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>14</b>
<b>1. OBJETIVOS</b> .....	<b>17</b>
1.1 OBJETIVO GENERAL .....	17
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	17
<b>2. MARCO TEÓRICO</b> .....	<b>19</b>
2.1 ROBOTS MÓVILES.....	19
2.2 SISTEMA DE TRANSMISIÓN .....	23
2.3 MOTOR ELÉCTRICO .....	24
2.4 ENGRANAJES .....	28
2.5 REDES NEURONALES .....	29
2.5.1 <i>Red Neuronal Recurrente –RNN-</i> .....	32
2.6 SISTEMA TOLERANTE A FALLAS .....	34
2.6.1 <i>Fallos</i> .....	35
2.6.2 <i>Métodos de detección y diagnóstico de fallas</i> .....	37
2.6.3 <i>Ecuaciones de paridad</i> .....	39
2.6.3.1 <i>Modelo Matemático</i> .....	40
2.6.4 <i>Arquitectura de un sistema tolerante a falla</i> .....	41
<b>3. RESULTADOS</b> .....	<b>44</b>
3.1 MODELO DINÁMICO.....	44
3.1.1 <i>Modelamiento matemático del movimiento traslacional del SSWMR</i> .....	47
3.1.2 <i>Modelamiento matemático del movimiento rotacional del SSWMR</i> .....	47
3.1.3 <i>Modelamiento matemático superposición de los movimientos traslacional y rotacional del SSWMR</i> .....	48
3.2 DETERMINACIÓN DE PARÁMETROS DE MOTOR DE IMANES PERMANENTES .....	49
3.2.1 <i>Determinación experimental de la resistencia del rotor -R-</i> .....	50
3.2.2 <i>Determinación experimental de la inductancia del rotor -L-</i> .....	51
3.2.3 <i>Determinación experimental de la constante fuerza contraelectromotriz (back-emf) -</i> <i><math>K_b</math> -</i> .....	52
3.2.4 <i>Determinación experimental de la constante de torque -<math>K_t</math> -</i> .....	53
3.2.5 <i>Determinación experimental de la constante de tiempo mecánica -<math>t_m</math> -</i> .....	54
3.2.6 <i>Determinación experimental de la inercia del rotor -<math>J_m</math> -</i> .....	55
3.2.7 <i>Determinación experimental del coeficiente de fricción</i> .....	55
3.2.8 <i>Resumen de los parámetros experimentales del PMDC</i> .....	56
3.3 VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DEL MODELO MATEMÁTICO DEL ROBOT MÓVIL.....	57
3.3.1 <i>Validación con tensión de 5 [Vdc] en PMDC</i> .....	58
3.3.2 <i>Validación con tensión de 4 [Vdc] en PMDC</i> .....	60
3.3.3 <i>Validación con tensión de 3 [Vdc] en PMDC</i> .....	62

3.3.4 Validación con tensión de 2.5 [Vdc] en PMDC.....	64
3.4 ESCENARIOS DE SIMULACIÓN Y FALLAS ADITIVAS .....	66
3.4.1 Descripción de las fallas aditivas en la entrada de tensión.....	68
3.5 DETERMINACIÓN DE LAS ECUACIONES DE PARIDAD Y DE LOS RESIDUALES ESTRUCTURADOS. ....	69
3.6 ANÁLISIS, DIAGNÓSTICO Y COMPENSACIÓN DE FALLAS POR MEDIO DE REDES NEURONALES .....	73
3.6.1 Descripción de red neuronal 1 -NN1-.....	75
3.6.2 Descripción de red neuronal 2 -NN2-.....	76
3.6.3 Descripción de red neuronal 3 -NN3-.....	77
3.6.4 Entrenamiento redes neuronales.....	79
3.6.4.1 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN1.....	80
3.6.4.2 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN2.....	81
3.6.4.3 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN3.....	82
3.7 RESULTADO DE SIMULACIÓN .....	83
3.7.1 Escenario de simulación libre de falla -DW_Full- .....	86
3.7.2 Escenarios de falla de simulación -Dw_1-, -Dw_2- y -Dw_2- con Falla 10.....	88
3.7.2.1 Resultados escenario Dw_2.....	90
3.7.2.2 Resultados escenario Dw3.....	92
3.7.3 Escenario de falla de simulación -Dw_1_2- con Falla 10.....	94
3.7.4 Escenario de falla de simulación -Dw_1_2_3- con Falla 10.....	96
3.7.5 Escenario de falla de simulación -Dw_1_6- con Falla 10.....	99
3.7.5.1 Resultados escenario Dw_2_5.....	102
3.7.5.2 Resultados escenario Dw3_4.....	104
3.7.6 Escenario de falla de simulación -Dw_1_2_5_6- con Falla 10.....	105
<b>4. CONCLUSIONES .....</b>	<b>109</b>
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>111</b>

## Lista de Tablas

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Datos de medición experimentales para determinar el valor de resistencia del rotor. ....	50
Tabla 2. Datos de medición experimentales para determinar el valor de inductancia del rotor. ..	51
Tabla 3. Datos de medición experimentales para determinar el valor de la constante de fuerza contraelectromotriz.....	53
Tabla 4. Datos de medición experimentales para determinar el valor de la constante de tiempo mecánica.....	54
Tabla 5. Datos de medición experimentales para determinar los coeficientes de fricciones coulomb y viscosa .....	56
Tabla 6. PMDC- Parámetros Eléctricos y Mecánicos.....	57
Tabla 7. Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 100 % potencia .....	60
Tabla 8. Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 76 % potencia .....	62
Tabla 9. Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 52 % potencia .....	64
Tabla 10. Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 39 % potencia. ....	66
Tabla 11. Escenarios de falla en motores PMDC, “1”: Sin Falla; “0”: Estado de Falla .....	67
Tabla 12. Escenarios de falla de tensión de entrada de los motores PMDC.....	68
Tabla 13. Tabla de síntomas y comportamiento de las fallas en los residuales.....	73
Tabla 14. Entradas y salidas Red Neuronal -NN1-.....	75
Tabla 15. Entradas y salidas Red Neuronal -NN2-.....	77

Tabla 16. Entradas y salidas Red Neuronal -NN3-.....	78
Tabla 17. Escenarios de falla para entrenamiento de la Red Neuronal.....	79
Tabla 18. Escenarios de falla para prueba de ajuste de la Red Neuronal.....	80
Tabla 19. Parámetros dinámicos y cinemáticos del SSWMR.....	84
Tabla 20. Tiempos de Simulación.....	85
Tabla 21. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación sin falla .....	86
Tabla 22. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1 .	90
Tabla 23. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 2 .	90
Tabla 24. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 3 .	92
Tabla 25. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC PMDC Left 1 y Left 2.....	96
Tabla 26. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2 y Left 3.....	99
Tabla 27. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Right 6.....	102
Tabla 28. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 2 y Right 5.....	102
Tabla 29. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 3 y Right 4.....	104
Tabla 30. Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6 .....	108

## Lista de Figuras

	<b>Pág.</b>
Figura 1. a) Vectores velocidad e ICR. b) Vista superior y equivalencia ICR robot diferencial. c) Vectores fuerza y fricción de la analogía diferencial. ....	22
Figura 2. a) Vista superior del robot SSWMR. b) Vista superior y equivalencia robot diferencial. c) Vista lateral robot diferencial. ....	23
Figura 3. Sistema de engranajes acoplado a un motor eléctrico. ....	24
Figura 4. Representación de un motor DC. ....	25
Figura 5. Circuito eléctrico equivalente de un motor DC de imanes permanentes. ....	26
Figura 6. Curva característica de un motor DC de imanes permanentes. ....	26
Figura 7. Esquemático de relación de magnitudes eléctricas y mecánicas en un motor DC de imanes permanentes. ....	27
Figura 8. Engranajes rectos. ....	28
Figura 9. Engranajes rectos y dirección de movimiento y velocidad angular. ....	29
Figura 10. Neurona artificial con una sola entrada. ....	30
Figura 11. Neurona artificial con $R$ entradas. ....	31
Figura 12. Capa de $S$ neuronas con $R$ entradas. ....	31
Figura 13. Red Neuronal multicapa (3 capas) con $R$ entradas y $S^x$ neuronas. ....	32
Figura 14. Red Neuronal recurrente –RNN- con $S$ entradas iniciales y $S$ neuronas. ....	33
Figura 15. Definición del bloque Delay. ....	33
Figura 16. Definición del bloque Delay. ....	34
Figura 17. Característica de las fallas. ....	36
Figura 18. Métodos de detección y diagnóstico. ....	39

Figura 19. Generación de residual forma error en la salida. .... 41

Figura 20. Generación de residual forma error variables de estado..... 41

Figura 21. Arquitectura de un sistema tolerante a falla. .... 43

Figura 22. a) Vectores velocidad e ICR. b) Vista superior, equivalencia ICR robot diferencial, vector de velocidad lineal y angular. c) Vectores fuerza y fricción de la analogía diferencial..... 44

Figura 23. Diagrama de cuerpo libre del movimiento angular y lineal del motor PMDC..... 46

Figura 24. Robot móvil utilizado en la validación experimental ..... 58

Figura 25. Validación del modelo al 100 % potencia de los motores en cerámica..... 59

Figura 26. Validación del modelo al 100 % potencia de los motores en asfalto. .... 59

Figura 27. Validación del modelo al 76 % potencia de los motores en cerámica..... 61

Figura 28. Validación del modelo al 76 % potencia de los motores en asfalto. .... 61

Figura 29. Validación del modelo al 52 % potencia de los motores en cerámica..... 63

Figura 30. Validación del modelo al 52 % potencia de los motores en asfalto. .... 63

Figura 31. Validación del modelo al 39 % potencia de los motores en cerámica..... 65

Figura 32. Validación del modelo al 39 % potencia de los motores en asfalto. .... 65

Figura 33. Diagrama de bloques del modelo eléctrico del PMDC Left 1 incluyendo la falla aditiva ..... 69

Figura 34. Diagrama de bloques interacción de redes neuronales. .... 74

Figura 35. Diagrama de bloques estructura red neuronal 1. .... 76

Figura 36. Diagrama de bloques estructura red neuronal 2. .... 77

Figura 37. Diagrama de bloques estructura red neuronal 3. .... 79

Figura 38. Resultado de validación de ajuste de red neuronal 1. .... 80

Figura 39. Resultado de entrenamiento de red neuronal 1..... 81

Figura 40. Resultado de validación de ajuste de red neuronal 2..... 81

Figura 41. Resultado de entrenamiento de red neuronal 2.....	82
Figura 42. Resultado de validación de ajuste de red neuronal 3.....	82
Figura 43. Resultado de entrenamiento de red neuronal 3.....	83
Figura 44. Diagrama de bloques general del sistema a simular.....	84
Figura 45. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación sin falla.....	87
Figura 46. Comportamiento de residuales en escenario de simulación sin falla.....	87
Figura 47. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1.....	88
Figura 48. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1....	89
Figura 49. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 2.....	91
Figura 50. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 2....	92
Figura 51. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 3.....	93
Figura 52. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 3....	93
Figura 53. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Left 2.....	94
Figura 54. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Left 2.....	95
Figura 55. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2 y Left 3.....	97
Figura 56. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2 y Left 3.....	98

Figura 57. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Right 6.....	100
Figura 58. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Right6.....	101
Figura 59. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 2 y Right 5.....	103
Figura 60. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left2 y Right5.....	103
Figura 61. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 3 y Right4.....	104
Figura 62. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 3 y Right 4.....	105
Figura 63. Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6.....	106
Figura 64. Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6.....	107

### Resumen

**Título:** Sistema Tolerante a Falla Aplicado en la Transmisión de Potencia de un Robot Móvil\*

**Autor:** William Ricardo Gonzalez Robles\*\*

**Palabras Clave:** Red neuronal, Robot Móvil, Sistema tolerante a fallas, modelo cinético, modelo dinámico.

**Descripción:** Este artículo presenta el modelo matemático aproximado de la dinámica de un robot móvil de dirección deslizante (WMR) de seis ruedas accionado independientemente con motores DC de imanes permanentes (PMDC), utilizado para entrenar la red neuronal de un sistema tolerante a fallas, y asimismo, se proporciona resultados de simulación para detectar, analizar, aislar y compensar la falla eléctrica del PMDC para controlar el movimiento lineal del WMR. Asimismo, se analiza el comportamiento del sistema tolerante a fallas aplicado al modelo dinámico del movimiento lineal de un robot móvil de dirección deslizante de seis ruedas asumiendo un terreno plano, sin superficie inclinada y sin deslizamiento en la rueda, basado en un modelo matemático aproximado de la dinámica de la dinámica de WMR y la implementación de sistemas tolerantes a fallas basados en redes neuronales que se utilizan para detectar, analizar, aislar y compensar PMDC defectuosos con pérdida de control de energía eléctrica (apagado total) y sin bloqueo mecánico en el eje del PMDC. El objetivo de los sistemas tolerantes a fallas implementados es detectar la falla de pérdida de control de energía eléctrica en cualquiera de los seis PMDC del robot y diagnosticarla lo antes posible, seguido del aislamiento y compensación de fallas, aumentando o disminuyendo la potencia impulsada por el resto PMDC funcionales para mantener el movimiento lineal de WMR. Para probar el rendimiento del sistema propuesto, se simularon diferentes escenarios de pérdida de energía eléctrica para evaluar la eficacia del control en comparación con un robot de movimiento lineal dinámico con un PMDC sin fallas utilizado como referencia. El sistema tolerante a fallas basado en redes neuronales propuesto se puede usar en un robot que trabaja en un sitio remoto o en una misión en un entorno peligroso, donde la falla no puede ser reparada o compensada de inmediato por el personal técnico, por lo que la industria necesita que el robot autónomo pueda tolerar y compensar su falla por sí mismo y pueda seguir haciendo la tarea con un desempeño degradado hasta que el técnico pueda reparar la falla del equipo.

---

\* Trabajo de Grado

\*\* Facultad de Ingeniería Físico mecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Director: Carlos Borrás Pinilla. Doctor en Ingeniería Mecánica

### Abstract

**Title:** Neural Network Based Fault Tolerant System Applied To The Powertrain's Mobile Robot\*

**Author:** William Ricardo Gonzalez Robles\*\*

**Key Words:** Neural Network, Mobile Robot, Fault Tolerant System, Kinematic model, Dynamic Model.

**Description:** This paper presents the mathematical approach dynamic's model derived of six-wheeled independently driven with permanent magnet DC motor (PMDC) skid steer mobile robot (WMR), used to train the neural network, based fault-tolerant system, and through this work provides the simulation results when applied to detect, analyze, isolate, and compensate the electrical fault of PMDC to control the linear motion of the WMR. To analyze the behavior of the fault-tolerant system applied to the dynamic characteristic model of the linear motion of six-wheeled independently driven skid steer mobile robot assume flat terrain, no inclined surface, and no-slip at the wheel, based on a mathematical approach analysis of dynamics of WMR and the implementation of neural network-based fault-tolerant systems using for detecting, analyzing, isolating and compensating faulty PMDC with electrical power control loss (total shutdown) and without mechanical lock at the shaft of PMDC. The goal of fault-tolerant systems implemented is to detect the electrical power control loss fault in any of six PMDC of the robot and diagnose it as soon as possible, followed by fault isolation and compensation, increasing, or decreasing the power-driven by the rest PMDC to maintain linear movement of WMR. To test the performance of the proposed system, different electrical power loss scenarios were simulated, to evaluate the efficacy of the control compared with a dynamic linear motion of robot with non-faulty PMDC used as a reference. The neural network-based fault-tolerant system proposed can be used on a robot that works in a remote site or hazardous environment mission, where the fault can't be repaired or compensated immediately by technical staff, so the industry needs that the autonomous robot could tolerate and compensate his fault by itself, to do the task with a degrade performance until the technician could repair the fault.

---

\* Degree Work

\*\* Facultad de Ingeniería Físicomecánicas. Escuela de Ingeniería Mecánica. Director: Carlos Borrás Pinilla. Doctor Of Philosophy In Mechanical Engineering

## Introducción

A continuación, se presenta el trabajo de grado *Sistema Tolerante A Falla Aplicado En La Transmisión De Potencia De Un Robot Móvil* para optar al título de magister en ingeniería mecánica, el cual basa su estudio en el desarrollo de una estrategia tolerante a falla en la transmisión de potencia de un robot móvil con seis (6) ruedas y configuración tipo *bogie* con rueda de asistencia.

El robot móvil de seis ruedas con dirección deslizante objeto de estudio no tiene implementado algún sistema de detección, localización, diagnóstico y compensación de fallos en ninguno de los módulos eléctrico, mecánico, software, electrónico, etc. Por lo tanto, iniciar el desarrollo de la robustez (fiabilidad y disponibilidad) en su funcionamiento, aporta hacia el futuro que se avecina en el sector de la robótica, donde se requerirán técnicas avanzadas que produzcan una mayor productividad frente a las técnicas utilizadas actualmente. El objetivo principal es contribuir al desarrollo de herramientas, máquinas o robots avanzados, que permitan realizar actividades eficientes en los procesos y, así mismo, iniciar investigaciones en robótica para la implementación de sistemas que detecten, ubiquen, diagnostiquen y toleren una falla en sus sistemas.

En (Stancu et al., 2016), los autores proponen un control tolerante a fallas basado en fallas ocultas, para manejar una llanta desinflada de un robot de dirección deslizante de 4 ruedas, en donde el sistema tolerante a fallas la oculta al controlador de modo deslizante y no se hace necesario cambiar el parámetros del controlador.

Por otro lado, los sistemas tolerantes a fallas no solo se aplican a los componentes internos, actuadores o los subsistemas de los robots, sino que también podrían usarse para un control tolerante a fallas de múltiples robots de tracción diferencial, que funcionan como una formación

cooperativa; cuando ocurre una falla o alguno no funciona correctamente, el control tolerante a fallas reasigna la tarea a otros, para que la completen con una función degradada comparada con la nominal. (Kamel et al., 2018)

Como resultado de los muchos tipos de robots WMR que existen en la actualidad, diferentes posibles se podrían materializar diferentes tipos fallos en su componente, actuador o subsistemas, y en algunos casos, estos son particulares de cada tipo de WMR, por lo tanto, es necesario utilizar una estrategia para manejar los múltiples tipos de fallas. De acuerdo con lo anterior, el trabajo (Crestani et al., 2015) recomienda que el análisis de fallas se realice utilizando la estrategia FMECA, y teniendo en cuenta esto en el desarrollo del sistema tolerante a falla, se podría aumentar la eficiencia del mismo. Por otra parte, el uso de residuales estructurados para aislar fallas, permitió determinar la magnitud de las fugas de líquido en un sistema MIMO con tres tanques conectados y dos entradas de forma efectiva. (Asokan & Sivakumar, 2007).

En algunos trabajos con robots de dirección deslizante, incluso con ruedas, para mejorar la confiabilidad y la robustez se enfocan en detectar, diagnosticar y compensar la falla con una reestructuración del sistema de control, por ejemplo, el siguiente trabajo en (Liao et al., 2019) un modelo basado en esquema de control robusto adaptativo coordinado con una arquitectura de tres niveles, para controlar el torque del motor de cada rueda y en (G.K. et al., 2015) cuando se detecta una llanta desinflada, acomoda y recupera el sistema, con un control tolerante a fallas utilizando residuales estructurados que reconfigura el sistema de control ajustando el radio de la rueda.

El objetivo principal es contribuir en el desarrollo en Colombia de herramientas y/o máquinas avanzadas, robots, que permitan realizar eficientemente las actividades de los procesos agrícolas y, asimismo, iniciar las investigaciones sobre la robótica para la agroindustria, con la implementación de sistemas que detecten, localicen, diagnostiquen y toleren una falla en sus sistemas.

Para el desarrollo del presente documento se contemplan los temas de Redes Neuronales Artificiales –RNA-, ecuaciones de paridad, modelamiento y validación de la dinámica del robot, modelado de motores eléctricos de corriente continua –DC- y sistemas tolerantes a falla.

Para finalizar (Khan et al., 2020), el robot de dirección deslizante tiene “alta movilidad, estructura mecánica simple, gran tracción para maniobrar en superficies irregulares y mayores capacidades de carga útil. Se utiliza en áreas de aplicación como agricultura, militar, investigación y exploración. En contraste, analizar la dinámica y cinemática de este tipo de robot es un gran desafío, (Kozlowski & Pazderski, 2004) y es necesario considerar al robot como subsistemas de dinámica, cinética y accionamiento para facilitar el análisis y diseño del sistema de control. .

## 1. Objetivos

### 1.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema de detección, localización, diagnóstico y tolerancia a falla en la transmisión de potencia de un robot móvil autónomo de exploración de seis (6) ruedas tipo bogie con rueda de asistencia.

### 1.2 Objetivos Específicos

- Caracterizar y adaptar un modelo dinámico del movimiento rectilíneo del sistema de transmisión de potencia del robot móvil autónomo de exploración de seis (6) ruedas tipo bogie con rueda de asistencia, bajo las condiciones controladas de desplazamiento en línea recta en superficie plana y cero grados de inclinación; y, en los substratos: asfalto y cerámica (baldosas o porcelanato) y con potencia transmisión total del robot a 30%, 50 %, 80% y 100%.
- Validar experimentalmente el modelo dinámico propuesto, con el comportamiento real del robot móvil autónomo de exploración de seis (6) ruedas tipo bogie con rueda de asistencia, bajo las condiciones controladas de desplazamiento en línea recta en superficie plana y cero grados de inclinación; y, en los substratos: asfalto y cerámica (baldosas o porcelanato) y con potencia transmisión total del robot a 30%, 50 %, 80% y 100%. Y, con un error de raíz cuadrática media menor al 20 %.
- Desarrollar un algoritmo que detecte y localice un fallo en las ruedas del sistema de transmisión basado en ecuaciones de paridad, para las condiciones controladas de desplazamiento en línea recta en superficie plana y cero grados de inclinación; y, en los

substratos: asfalto y cerámica (baldosas o porcelanato) y con el escenario de falla de pérdida total potencia (modo de falla –eléctrico-: daño en el devanado) sin bloqueo mecánico en:

- Una (1) rueda del tren delantero.
  - Una (1) rueda del tren central.
  - Una (1) rueda del tren trasero.
  - Dos (2) ruedas, tren delantero.
  - Dos (2) ruedas, tren central.
  - Dos (2) ruedas, tren trasero.
  - Cuatro (4) ruedas, tren delantero más el tren central.
- Diseñar y programar un modelo computacional de una estrategia tolerante a falla utilizando modelos de redes neuronales recurrente, para el análisis, diagnóstico y compensación energética de la transmisión del robot móvil autónomo de exploración de seis (6) ruedas tipo bogie con rueda de asistencia; ante la presencia de un fallo bajo las condiciones controladas de superficie, desplazamiento en línea recta en una dimensión y escenario de falla propuesto anteriormente.

## 2. Marco Teórico

### 2.1 Robots Móviles

Los robots móviles son dispositivos que realizan tareas programadas y poseen un sistema de locomoción para poder desplazarse por el medio o ambiente; y, para ello existen varios mecanismos de entre los que se encuentran: saltar, caminar, correr, deslizarse, rodar, nadar, volar entre otros. (Javier Antonio Constain Arroyave, 2012)

Entre los tipos de locomoción más utilizados para el desplazamiento de los robots móviles son piernas y ruedas. Los primeros tienen fácil adaptación y maniobrabilidad en terrenos agrestes, ya que se solamente se requiere unos cuantos puntos de contacto con el medio. Ejemplos de aplicación de este mecanismo Raibert Hopper, The Bow Leg Hopping Robot, Sony SDR-4X II, robots humanoides serie p de Honda (incluyendo ASIMO), Sony AIBO, Titan VIII, Lauron II, Genghis entre otros. Este tipo de robots son complejos de construir, pues tienen varios grados de libertad, por lo cual, requieren diseños mecánicos y algoritmos de control más elaborados y complicados. (Javier Antonio Constain Arroyave, 2012)

Los segundos son los robots móviles cuya locomoción es realizada por medio de ruedas motorizadas (Wheeled Mobile Robots –WMR-). El problema de estos robots más allá de la estabilidad (balance) son: tracción (rodadura), maniobrabilidad y control (Siegwart & Nourbakhsh, 2004, p. 30). Ejemplo de estos tipos de robots: Navlab I, Tribolo, Carnegie Mellon Uranus robot, microrover Nanokhod, Shrimp, Mars Pathfinder, entre otros.

La locomoción de los robots móviles por medio de ruedas tiene múltiples configuraciones posibles y entre las características principales se encuentran: cantidad, configuración y/o ubicación de las ruedas; ruedas con sistemas de dirección; tipo y geometría de ruedas; ruedas motorizadas o

libres, entre otras. Una de las configuraciones que posee una estructura mecánica simple que no requiere sistemas de dirección girando las ruedas, que además, posee alta movilidad y maniobrabilidad en terrenos rugosos y giros con radio cero, son los robots móviles tipo skid steer. (Khan et al., 2020)

En los robots móviles tipos skid steer el control de la trayectoria y los radios de giro se realiza generando una diferencia entre las velocidades de las ruedas del tren izquierdo y derecho, característica que los hace populares, ya que no tienen un mecanismo explícito para maniobrar la dirección y además, su configuración le permite realizar movimientos con radios pequeños, el cual les permite realizar trabajos en espacios reducidos. (Rabiee & Biswas, 2019)

Para el desarrollo de este proyecto se utiliza un robot móvil tipo skid steer -SSWMR- con seis (6) ruedas en su sistema de locomoción, tres en el tren izquierdo y tres en el derecho; donde, cada una (rueda) es impulsada con un motor DC de imán permanente con caja reductora y es controlada de manera independiente por medio de tensión. En Figura 2, se puede observar la vista superior del robot SSWMR, y ahí, se detalla la disposición de las ruedas y las dimensiones del SSWMR.

Los robots tipo skid steer pueden tener tracción tipo oruga o con ruedas, los primeros tienen una gran área de contacto con el terreno a cada lado y basándose en esta configuración (tracción oruga) se puede establecer una analogía con los SSWMR con ruedas, en donde cada rueda se define como un área de contacto en una tracción oruga, el cual corresponden a una unión mecánica entre ellas. (Mandow et al., 2007)

De acuerdo con (Mandow et al., 2007) se puede relacionar analógicamente los robots tipo skid steer con los robots diferenciales y estos últimos no existe deslizamiento de ningún tipo, por lo tanto, las ruedas tienen rodadura pura y en cada una existe un solo punto de contacto con el terreno; asimismo, cinemática de este, es controlada por las velocidades lineales de la rueda derecha e

izquierda. Adicionalmente, cuando el robot SSWMR gira sobre su eje se genera un centro instantáneo de rotación -ICR- por cada tren de ruedas del vehículo y uno para el movimiento del robot, estando todos en un mismo eje paralelo al “Y” del robot, el cual, los ICR izquierdo y derecho robot diferencial se encuentran en el punto de contacto de las ruedas con el terreno, a diferencia, del tipo skid steer que se encuentra fuera del vehículo. Otra consideración importante en esta analogía es que entre más cerca estén los ICR izquierdo y derecho del robot, existe menos deslizamiento.

Asimismo, para utilizar la analogía cinemática del robot diferencial se requiere tener las siguientes restricciones y asunciones para el estudio de su dinámica y cinemática: (G.K. et al., 2015; Mandow et al., 2007; Muir & Neuman, 1986)

- El SSWMR no tiene partes flexibles.
- El SSWMR no tiene rueda de dirección.
- El SSWMR se mueve sobre una superficie plana.
- El movimiento del SSWMR se ha limitado a un solo punto de contacto entre la rueda y la superficie.
- La fricción de traslación en el punto de contacto es lo suficientemente grande como para que no se produzca un deslizamiento de traslación.
- La fricción rotacional en el punto de contacto es lo suficientemente pequeña como para que se produzca un deslizamiento rotacional.

Las ecuaciones de cinemáticas y dinámicas del robot móvil diferencial se definen de la siguiente forma:

$$v_x = \frac{v_R + v_L}{2} \quad [1]$$

$$\omega_X = \frac{v_R - v_L}{2L} \tag{2}$$

$$m_X \frac{dv_X}{dt} = F_R + F_L \tag{3}$$

$$I_X \frac{d\omega_X}{dt} = F_R \cdot L - F_L \cdot L \tag{4}$$

Donde,

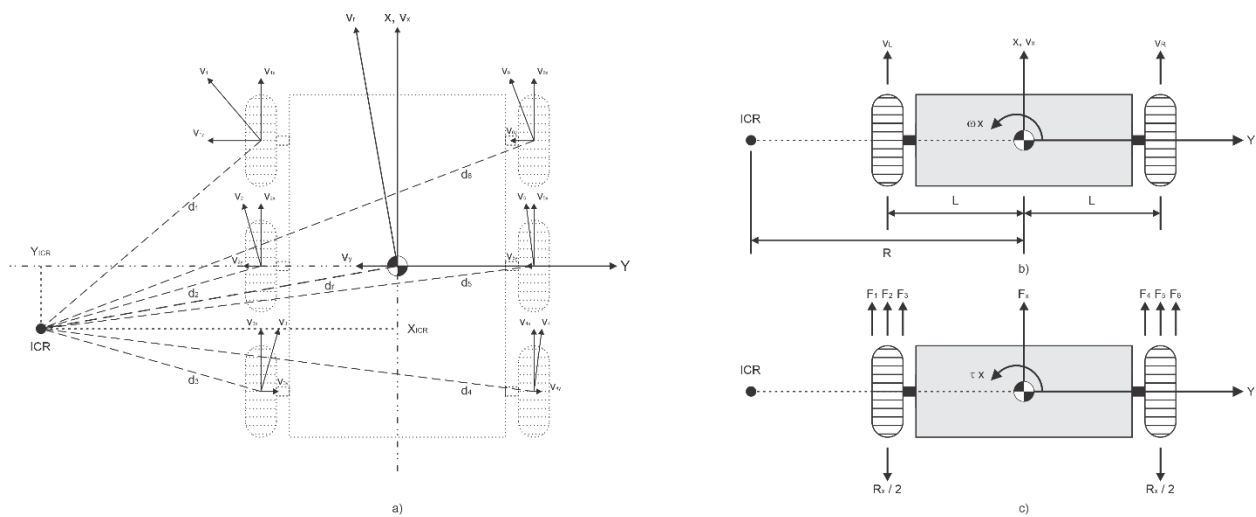
$m_X$	Masa robot	$I_X$	Inercia rotacional robot
$a_X$	Aceleración robot	$v_X$	Velocidad robot
$\omega_X$	Velocidad angular robot	$v_L$	Velocidad lineal izquierda
$\alpha_X$	Aceleración angular robot	$v_R$	Velocidad lineal derecha
$L$	Ancho medio del robot	$F_{(L,R)}$	Fuerza en el punto de contacto de la rueda con la superficie lado izquierdo y derecho

En las siguientes figuras, se muestran los ejes y dimensiones del robot, velocidades lineales y angulares, las analogías del tipo skid steer y diferencial, centro instantáneo de rotación y los vectores de fuerza de los puntos de contacto.

**Figura 1**

a) Vectores velocidad e ICR. b) Vista superior y equivalencia ICR robot diferencial. c)

Vectores fuerza y fricción de la analogía diferencial.

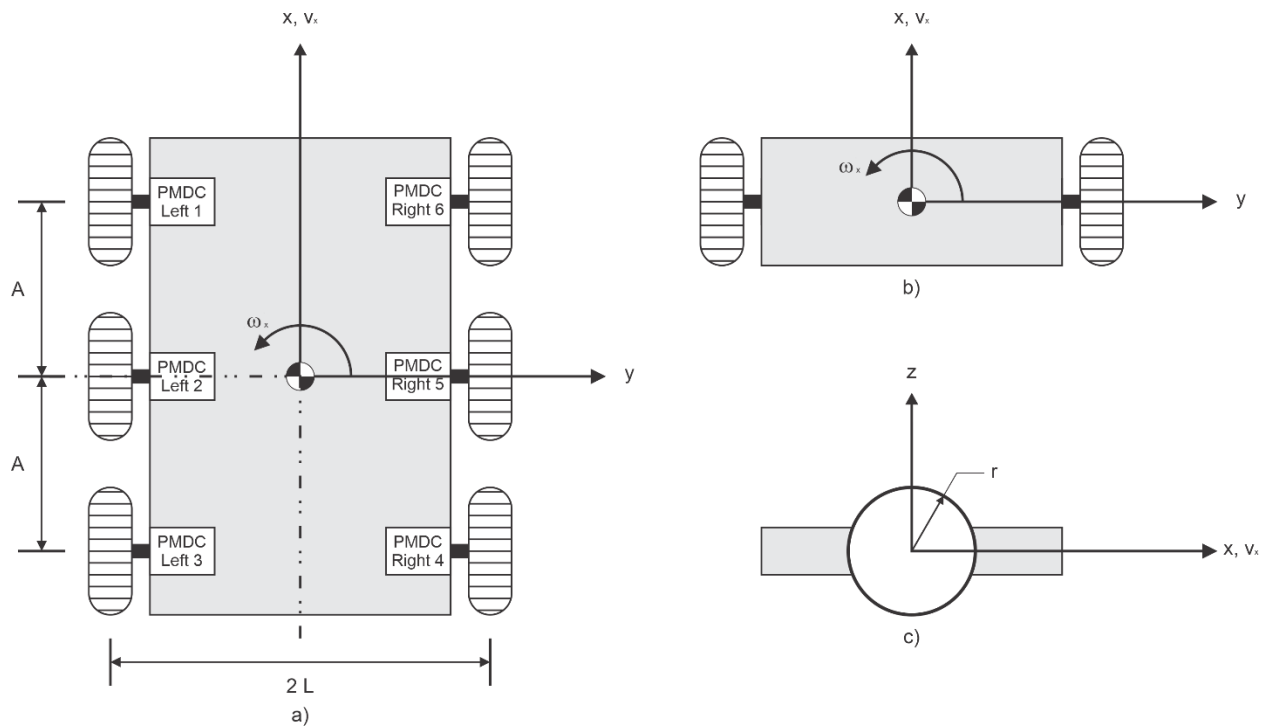


Nota: Fuente el autor.

**Figura 2**

a) Vista superior del robot SSWMR. b) Vista superior y equivalencia robot diferencial. c)

Vista lateral robot diferencial



## 2.2 Sistema de Transmisión

El sistema de transmisión de potencia utilizado en los robots móviles de ruedas (WMR), por lo general utilizan una combinación de un motor eléctrico con un sistema de engranajes; y, dependiendo de la necesidad de operación del robot, se puede aumentar o disminuir el torque de salida cambiando la relación de engranajes, con base, en una potencia determinada de un motor. Asimismo, existe una relación en magnitud inversamente proporcional del torque con la velocidad angular del mecanismo.

Es común encontrar servomotores o motores con sistemas de engranajes de reducción para los sistemas de transmisión de potencia de los robots móviles con ruedas (WMR), alimentados

eléctricamente por medio de corriente continua (DC), controlados por modulación de ancho de pulso (PWM) y sensados con encoders (tipo óptico o efecto hall), o fuerza electromotriz trasera (back-EMF) para los motores sin escobillas (brushless).

A continuación, se muestra una imagen de un sistema de engranajes de reducción instalado en un motor corriente continua (DC), con el fin de transmitir potencia mecánica desde el eje del motor eléctrico al de la rueda del robot:

### Figura 3

*Sistema de engranajes acoplado a un motor eléctrico.*



Nota: Tomado de (Rozum Robotics LLC, 2019).

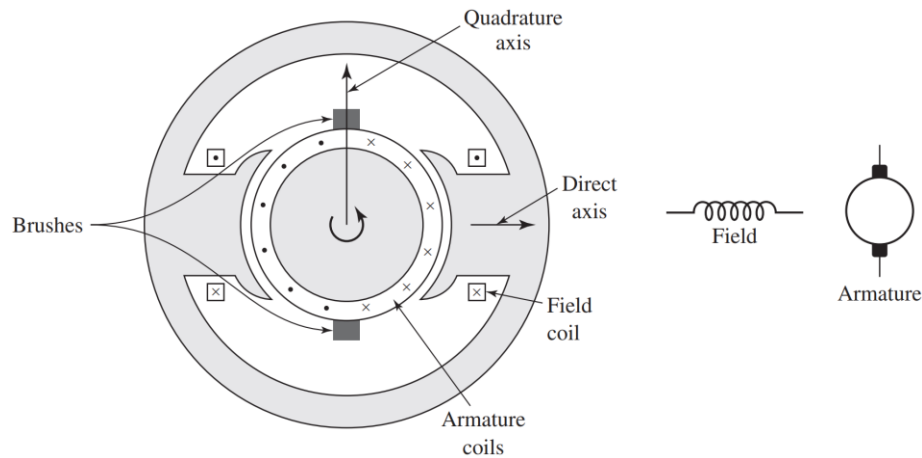
## 2.3 Motor Eléctrico

El motor eléctrico es una máquina rotativa que transforma energía eléctrica en mecánica, debido a la interacción de los campos magnéticos generados por el flujo de corriente eléctrica en las bobinas del estator y rotor, en algunos casos particulares se utilizan imanes permanentes para generar el campo magnético de alguno de los dos (rotor o estator). Adicionalmente, un modo de clasificación, es de acuerdo, al tipo de alimentación de funcionamiento, y ellas son: Corriente Alterna (AC)- o Corriente Continua (DC).

En la representación de un motor DC que se muestra a continuación, los “puntos (.)” significan salida de corriente y “X” son las entradas correspondientes con respecto al plano corte de la figura, asimismo, se puede apreciar los vectores de flujo magnético del rotor y estator, inducidos por el flujo de corriente en los devanados de las bobinas.

**Figura 4**

*Representación de un motor DC.*



Nota: Tomado de (Fitzgerald et al., 2014, p. 404).

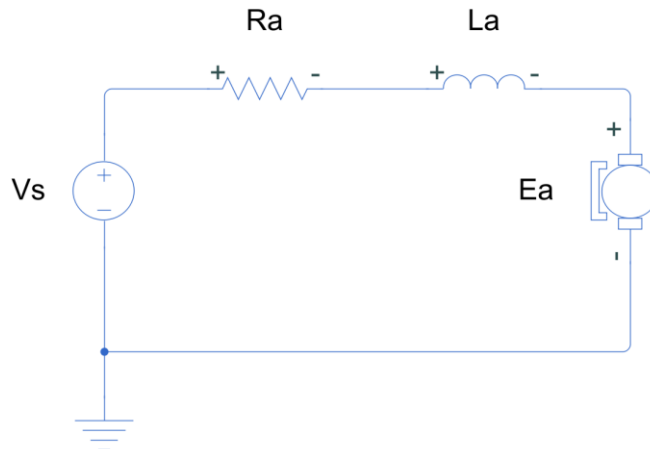
De acuerdo a la forma de conexión entre las bobinas del rotor y el estator, se clasifican las topologías de los motores DC, y entre ellas se encuentran: excitación independiente, serie, shunt (paralelo), compuesto (serie y shunt) y de imanes permanentes, este último es el tipo de motor a utilizar en el sistema de locomoción de este proyecto de grado y ellos son un caso especial de la topología shunt en donde la densidad de flujo es uniforme (constante) (Guru & Hiziroglu, 2003, p. 354).

A continuación, se presenta el circuito eléctrico equivalente para motores de imán permanente donde  $R_A$  es la resistencia,  $L_A$  la inductancia y  $E_A$  es la fuerza contraelectromotriz y adicionalmente, se muestra la curva característica del comportamiento de la corriente, velocidad, potencia y eficiencia con respecto al torque y ahí se observa que la velocidad disminuye

(inversamente proporcional) a medida que aumenta el torque, la corriente aumenta proporcionalmente con el torque y la potencia es máxima aproximadamente a la mitad del torque.

**Figura 5**

*Circuito eléctrico equivalente de un motor DC de imanes permanentes.*



Nota: Fuente el autor.

**Figura 6**

*Curva característica de un motor DC de imanes permanentes.*

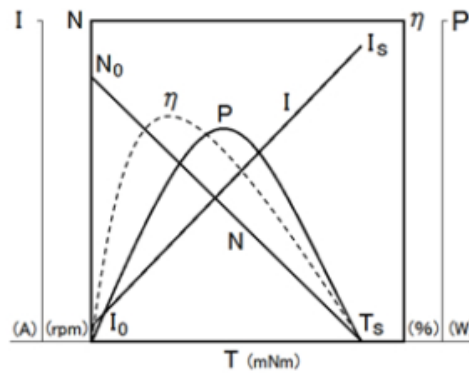


Figure 4 - Performance Curve

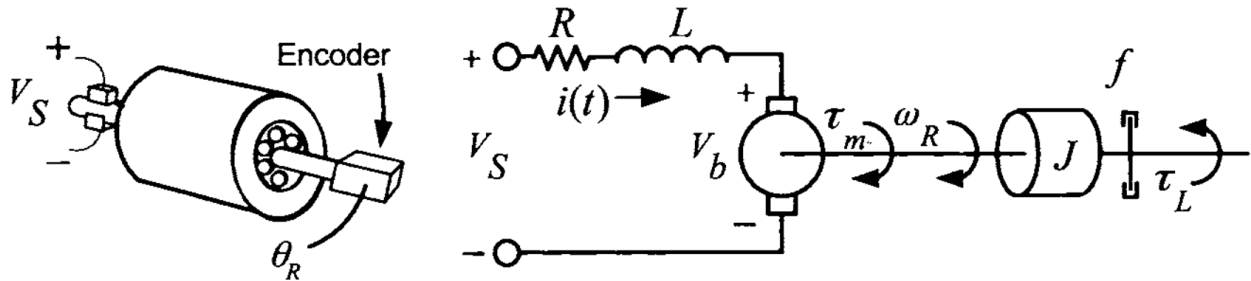
Nota: Tomado de (ISL Products, n.d.).

En la siguiente figura se muestra el esquemático de la relación entre las magnitudes eléctricas y mecánicas de un motor DC de imanes permanentes, en ella se aprecia tensión de alimentación  $V_s$ , flujo de corriente  $i$ , resistencia del rotor  $R$ , inductancia del rotor  $L$ , fuerza

contraelectromotriz  $V_b$ , torque de motor  $\tau_m$ , velocidad angular  $\omega_R$ , inercia del rotor  $J$ , torque de carga  $\tau_l$  y componente de fricción rotacional  $f$ .

**Figura 7**

*Esquemático de relación de magnitudes eléctricas y mecánicas en un motor DC de imanes permanentes.*



Nota: Tomado de (Chiasson, 2005, p. 22).

La ecuación eléctrica [5] y mecánica [6] que modelan el comportamiento del motor eléctrico de imanes permanentes son las siguientes:

$$-V_s + R_A \cdot i + L_A \frac{di}{dt} + E_A = 0 \quad [5]$$

$$J \frac{d\omega_m}{dt} = \tau_m - \tau_l - f \omega_m \quad [6]$$

$$E_A = K_b \cdot \omega_m \quad [7]$$

$$\tau_m = K_t \cdot i \quad [8]$$

Donde  $K_b$  es la constante contraelectromotriz (back-emf) y  $K_t$  es la constante de torque del motor.

La potencia de salida de la fuente eléctrica está dada por [9] (Chiasson, 2005, p. 47).

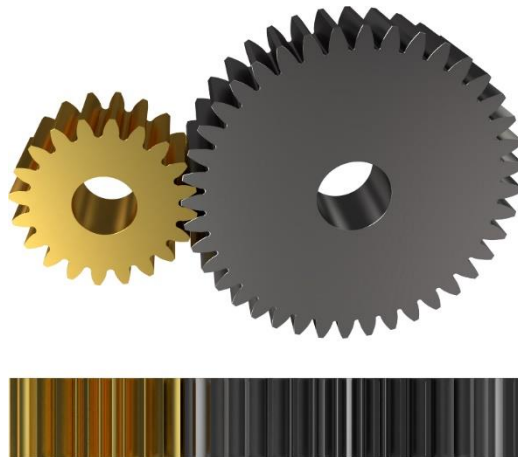
$$V_s \cdot i = R_A \cdot i^2 + \frac{d}{dt} \left( \frac{1}{2} L_A \cdot i^2 \right) + \tau_m \cdot \omega_m \quad [9]$$

## 2.4 Engranajes

Son un “mecanismo por el cual se transmite potencia de un componente a otro dentro de una maquina” (Águeda Casado et al., 2012, p. 81), y existen de varios tipos: rectos, helicoidales, cónicos, planetarios, tornillo sin fin, entre otros. A continuación, se muestran un arreglo de engranajes rectos.

### Figura 8

*Engranajes rectos.*

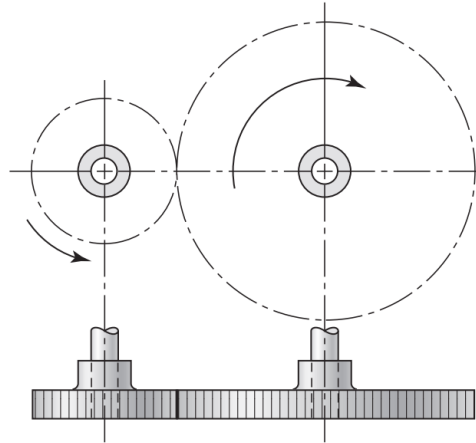


Nota: Tomado de (Tec-Science, 2018).

En la siguiente figura se puede apreciar engranajes rectos con su respectiva dirección de movimiento y de velocidad. Asimismo, se puede apreciar el cambio de giro en la rotación de un engranaje a otro.

**Figura 9**

*Engranajes rectos y dirección de movimiento y velocidad angular.*



Nota: Tomado de (Budynas & Nisbett, 2012, p. 648).

La relación transmisión se modela matemáticamente por la siguiente ecuación:

$$\frac{\tau_1}{\tau_2} = \frac{\omega_1}{\omega_2} = \frac{N_1}{N_2} \quad [10]$$

Donde  $\tau_{1,2}$  son los torques de entrada y salida,  $\omega_{1,2}$  son las velocidades angulares de la entrada y salida, y  $N_{1,2}$  son los números de dientes que tiene el engranaje de entrada y salida respectivamente.

## 2.5 Redes Neuronales

La red neuronal artificial -ANN- es un modelo computacional que busca copiar o recrear la arquitectura del cerebro humano, en donde su elemento más pequeño es la neurona. La ANN es una abstracción simple de la neurona biológica del hombre, establecida en un código de programación, que aprende a través de entrenamiento.

La neurona artificial consta de los siguientes elementos:

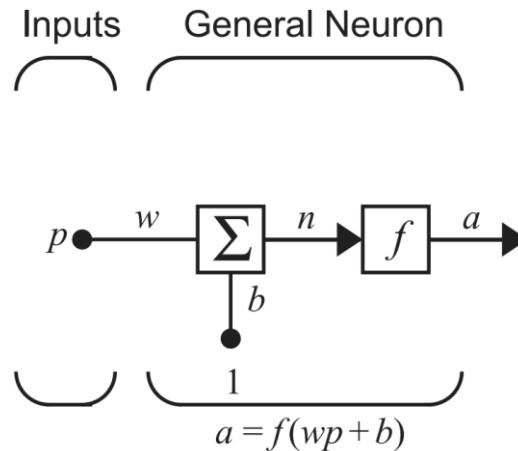
- Entradas,  $p$ .

- Pesos sinápticos,  $w$ .
- Bias,  $b$ .
- Función de transferencia,  $f$ .
- Salidas,  $a$ .

A continuación, se muestra una la representación neurona artificial con una sola entrada y también, se puede observar la expresión matemática que la modela.

**Figura 10**

*Neurona artificial con una sola entrada.*

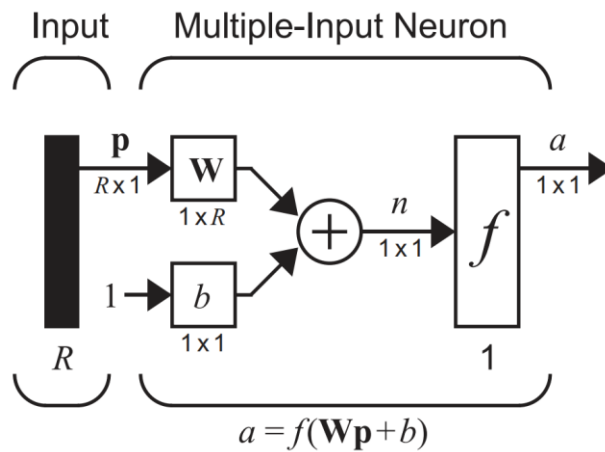


Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 38).

Y, cuando la neurona tiene múltiples entradas  $R$ , se representa abreviadamente como se observa en la siguiente figura, donde  $\mathbf{w}(1 \times R)$  y  $\mathbf{p}(R \times 1)$  son vectores de entrada y pesos sinápticos respectivamente, y  $a$  (salida),  $b$  (*bias*) escalares. Asimismo, se muestra la expresión matemática que la modela.

**Figura 11**

*Neurona artificial con R entradas.*

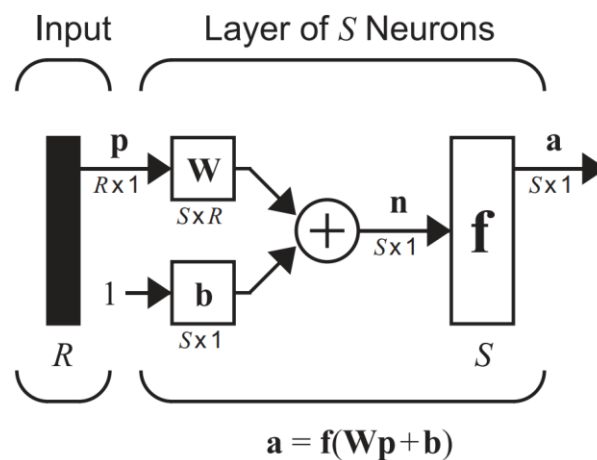


Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 43).

Se puede tener una capa con  $S$  neuronas, y  $R$  entradas, el cual se puede representar abreviadamente como se observa en la siguiente figura, siendo  $\mathbf{p}$  ( $R \times 1$ ),  $\mathbf{a}$  ( $S \times 1$ ) y  $\mathbf{b}$  ( $S \times 1$ ) vectores,  $\mathbf{W}$  ( $S \times R$ ) una matriz y  $b$  un escalar. Asimismo, se muestra la expresión matemática que la modela.

**Figura 12**

*Capa de S neuronas con R entradas.*

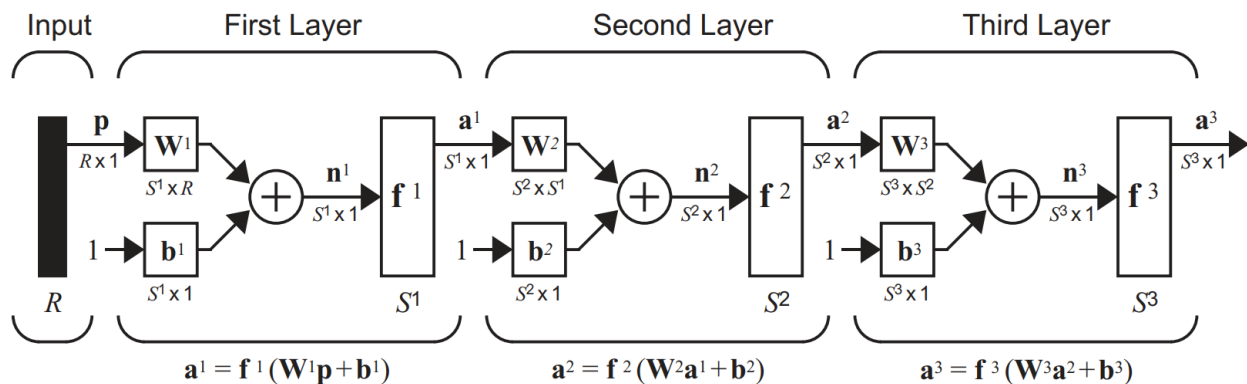


Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 45).

También se pueden realizar ANN multicapas, a continuación se muestra en la siguiente figura una red de neuronas artificiales de tres capas, con  $S^x$  (x: capa) neuronas, y  $R$  entradas; siendo  $\mathbf{p}$  ( $R \times 1$ ),  $\mathbf{a}^x$  ( $S^x \times 1$ ) y  $\mathbf{b}^x$  ( $S^x \times 1$ ) vectores, y  $\mathbf{W}^1$  ( $S^1 \times R$ ),  $\mathbf{W}^2$  ( $S^2 \times S^1$ ) y  $\mathbf{W}^3$  ( $S^3 \times S^2$ ) matrices. Asimismo, se puede observar la expresión matemática que la modela.

**Figura 13**

*Red Neuronal multicapa (3 capas) con  $R$  entradas y  $S^x$  neuronas.*



Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 47).

Existen muchos tipos de ANN, pero una de la que más ventajas tiene al momento de tener muchos tipos de entradas y salidas es la Red Neuronal Recurrente –RNN–.

**2.5.1 Red Neuronal Recurrente –RNN–**

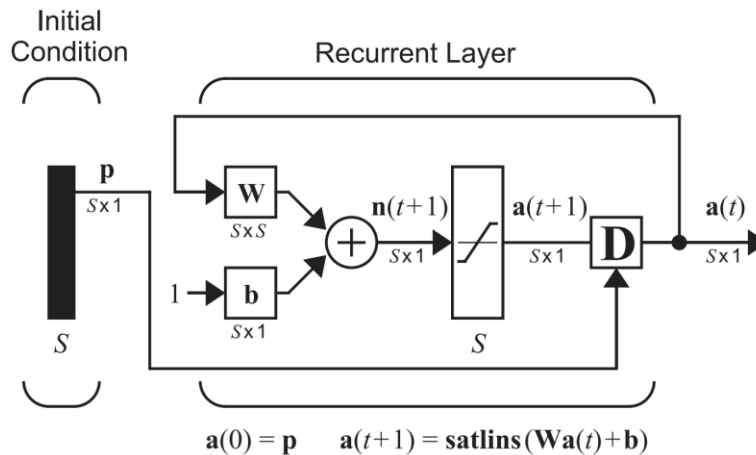
Las Redes neuronales recurrente –RNN– son redes neuronales con realimentación (feedback), en donde las entradas están conectadas con las salidas. Las RNN están diseñadas para reconocer patrones de secuencia de datos y poseen cierto tipo de memoria, ya que la salida depende de la información de cálculos que ha realizado anteriormente, es decir, del tiempo.

La representación abreviada de una RNN discreta se puede observar en la siguiente figura y además, se puede observar su expresión matemática para hallar la salida  $(t + 1)$  de los valores en

el tiempo  $(t)$ . La condición inicial  $\mathbf{p}(S \times 1)$ , *Bias*  $\mathbf{b}(S \times 1)$ , y la salida  $\mathbf{a}(S \times 1)$  son vectores, los pesos sinápticos  $\mathbf{W}(S \times S)$  es una matriz.

**Figura 14**

*Red Neuronal recurrente –RNN- con S entradas iniciales y S neuronas.*

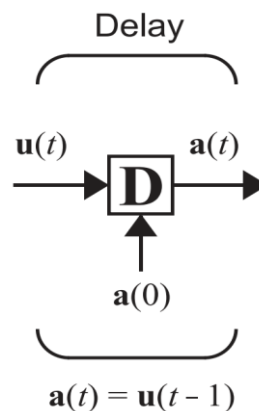


Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 49).

Se define el bloque *Delay*, como un retraso de la salida en un tiempo de computación (paso) y en la siguiente imagen se puede observar la representación abreviada y la expresión matemática discreta que lo modela.

**Figura 15**

*Definición del bloque Delay.*



Nota: Tomado de (Hagan, 2014, p. 48)

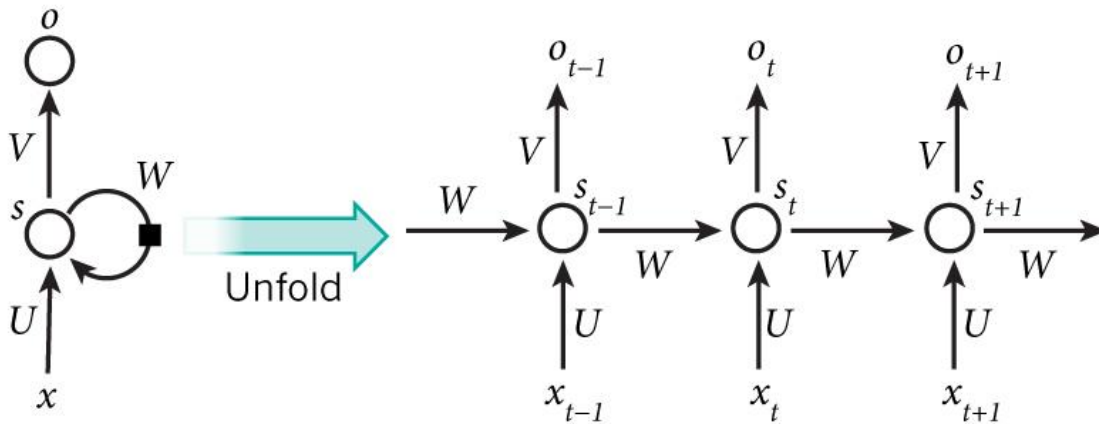
A continuación, se define la función de transferencia simétrica lineal **satlins** como:  
(Hagan, 2014)

$$a = \text{satlins}(n) = \begin{cases} a = -1 & n < 0 \\ a = n & -1 \leq n \leq 1 \\ a = 1 & n > 1 \end{cases} \quad [11]$$

La siguiente ilustración muestra el comportamiento de una RNN en el tiempo de computación:

**Figura 16**

*Definición del bloque Delay.*



Nota: Tomado de (Britz, 2015).

## 2.6 Sistema Tolerante A Fallas

Con el fin de mitigar las consecuencias de los fallos o averías, se han desarrollado estrategias para mantener operativos los sistemas, aún ante la presencia de un estado de falla. Entre los métodos existentes más importantes, se encuentran: redundancia, replicación y autocorrección. Todos estos modos mencionados para mantener funcional un sistema se denominan “Tolerancia a Fallos”, el cual busca compensar el daño (con limitaciones), evitando la pérdida total del sistema.

A continuación, se abordará el tema de sistemas tolerante a fallas de la siguiente manera:

- Fallos.
- Métodos de detección y diagnóstico.
- Ecuaciones de paridad.
- Arquitectura de un sistema tolerante a falla.

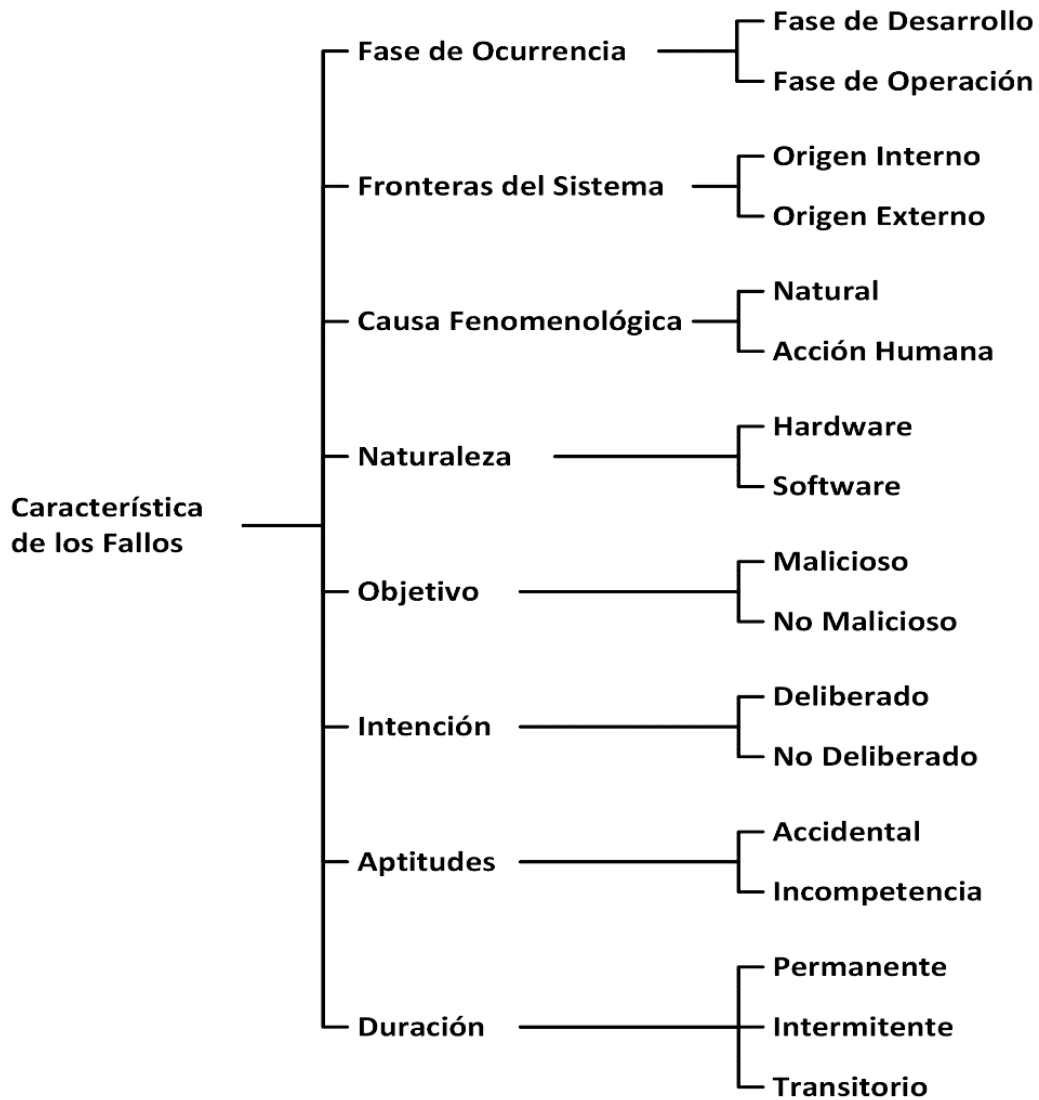
### 2.6.1 Fallos

La falla se define como una desviación de la condición normal de operación de una característica del sistema y según (Avizienis et al., 2004, p. 5) los fallos se pueden agrupar en tres grandes grupos:

- **Fallos en la fase de desarrollo:** Incluye todos los tipos de fallo que ocurren en esta etapa-
- **Fallas físicas:** Incluyen todos los tipos de fallas que involucran al *Hardware*.
- **Fallas de interacción:** Incluye los tipos de fallas externas.

Además, los fallos de operación se pueden dividir: en el tiempo (Transitorio, intermitente y permanente) y en el cómo (Fallo-Parada, funcionamiento erróneo y funcionamiento lento).

A continuación se presenta una taxonomía de fallos clasificada en ocho (8) categorías (Avizienis et al., 2004):

**Figura 17***Característica de las fallas.*

Nota: Tomado de (Restrepo Calle, 2011, p. 14).

Según (Restrepo Calle, 2011, p. 14) define las características de fallas presentadas en Figura

17:

- **Fase de ocurrencia:** Pueden ser en la fase de desarrollo (diseño o construcción) o de operación.

- **Fronteras del sistema:** Pueden ser endógenas (p. ej. deterioro de componentes) o exógenas al sistema (p. ej. Interacciones con el ambiente).
- **Causa fenomenológica:** Especifica si han sido generadas por el resultado de las acciones humanas o no (natural).
- **Naturaleza:** Distingue si son de tipo *Software* (fallos en los programas o datos) o *Hardware* (Fallos en componentes físicos del sistema y subdivididos en analógicos o digitales).
- **Objetivo:** Especifica si el fallo causado por un humano es realizado con propósito (malicioso) o causados sin dicha intención (no malicioso).
- **Intención:** Los fallos que se genera los humanos por malas decisiones intencionadas y equivocadas (deliberado) o las realizadas sin conciencia de ellas (no deliberado).
- **Aptitudes:** Fallos que se generan por la operación de manera accidental (intención-no deliberado introducidos inadvertidamente) o por desconocimiento de la operación (incompetencia).
- **Duración:** Dependiendo de la duración se definen como: Permanente (está localizado en el espacio con duración ilimitada); Intermitente (se repite en la misma posición de manera periódica con tiempo limitado) y transitorio (duración corto periodo y desaparece).

### 2.6.2 Métodos de detección y diagnóstico de fallas

Para los sistemas de avanzados de supervisión y administración de fallas, es fundamental (requerido) realizar detección y diagnóstico de fallas, y en general, estas tareas (detección y diagnóstico de fallas) se basan en la medición de variables por medio de instrumentos que se comparan con los estados, variables o límites aceptables del funcionamiento nominal del sistema sin fallas.

La tarea principal del diagnóstico de fallas es determinar el tipo, tamaño y localización de la falla, luego de que ocurra la detección de esta. Esto se puede realizar por medios analíticos (medibles y cuantificables) o heurísticos (basado en la experiencia).

En la implementación del sistema tolerante en el área de detección y diagnóstico de fallas, se utilizan estrategias de inteligencia artificial como: lógica difusa, redes neuronales, redes bayesianas, algoritmos genéticos, máquina de soporte vectorial, sistemas expertos, sistemas multi-agentes, entre otras.

Para la detección y diagnósticos se pueden usar técnicas basadas en modelos cuantitativos, como, por ejemplo:

- Observadores.
- Filtro de Kalman extendido.
- Espacio de paridad.

Por otra parte, se pueden usar métodos basados en modelos cualitativos:

- Modelos causales
- Jerarquía de abstracción

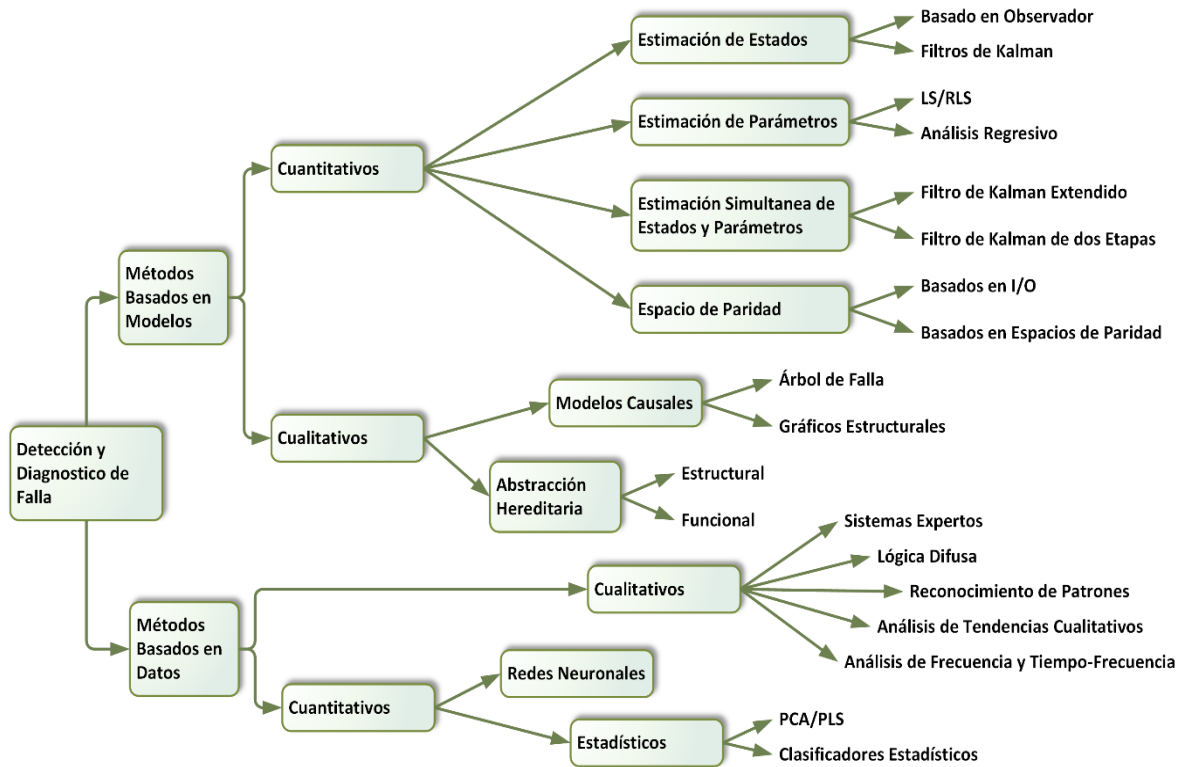
Y, también se pueden usar modelos basados en datos históricos y existen cuantitativos y cualitativos:

- Cualitativos
  - Sistemas expertos
  - Análisis de tendencias
- Cuantitativos
  - Redes neuronales artificiales
  - Estadísticos

Lo anterior se puede observar de manera gráfica en la siguiente figura:

**Figura 18**

*Métodos de detección y diagnóstico.*



Nota: Tomado de (Picó, 2015).

### 2.6.3 Ecuaciones de paridad

Las ecuaciones de paridad determinan un residual de comparar el modelo que describe el proceso nominal (sin falla) con el estado actual de las variables medidas (Isermann, 2006, p. 199). Las ecuaciones del proceso nominal provienen de funciones de transferencia, espacio de estados o ecuaciones matemáticas que describan el comportamiento de la variable en cuestión. La existencia de residual puede ser un indicativo de presencia de una falla, pero esto no es del todo cierto, ya que siempre existe ruido o error en los modelos utilizados para determinar el valor nominal, y por tal

motivo, se debe utilizar fronteras (en el residual) determinadas de manera teórica o experimental. Luego de obtener el residual, se debe evaluar para determinar y localizar la falla.

**2.6.3.1 Modelo Matemático** De acuerdo a (Isermann, 2006, p. 199) se define la función de transferencia del proceso de una entrada y salida, como:

$$G_p(s) = \frac{y_p(s)}{u(s)} = \frac{B_p(s)}{A_p(s)} \quad [12]$$

Y el modelo del proceso como:

$$G_m(s) = \frac{y_m(s)}{u(s)} = \frac{B_m(s)}{A_m(s)} \quad [13]$$

Se define el error el modelo de la siguiente manera:

$$\Delta G_m(s) = G_p(s) - G_m(s) \quad [14]$$

Se define falla a la entrada  $f_u(s)$ , falla en la salida  $f_y(s)$  y ruido como  $n(s)$ .

Se define el residual bajo el método de error en la salida de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} r'(s) &= y_p(s) - y_m(s) \\ r'(s) &= \Delta G_m(s) u(s) + G_p(s) f_u(s) + n(s) + f_y(s) \end{aligned} \quad [15]$$

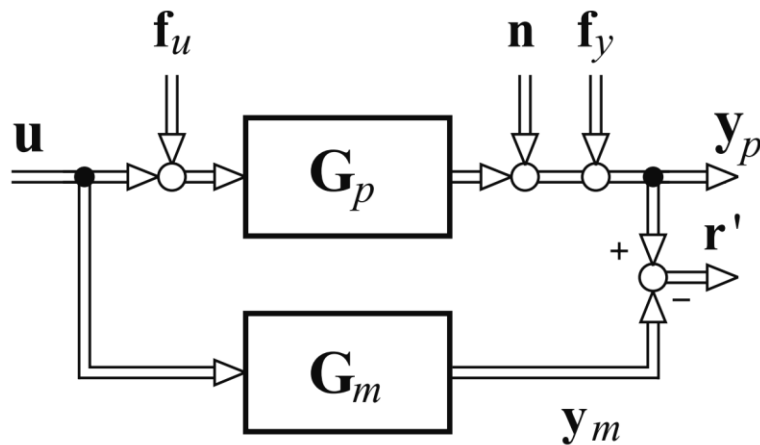
Y bajo el método de error polinomial o error de estados

$$\begin{aligned} r(s) &= A_m(s) y_p(s) - B_m(s) u(s) \\ r(s) &= A_m(s) [ G_p(s) \{ u(s) + f_u(s) \} + n(s) + f_y(s) ] \end{aligned} \quad [16]$$

Los diagramas de bloques de los métodos error en la salida y error de variables de estados se pueden observar en las siguientes figuras respectivamente:

**Figura 19**

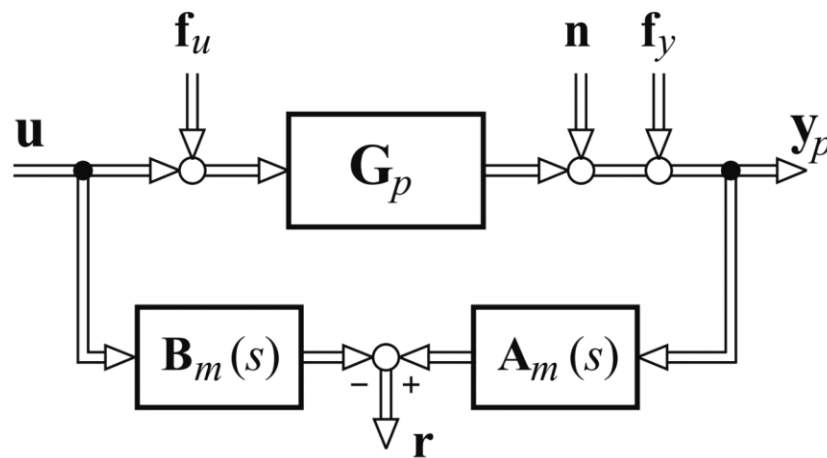
*Generación de residual forma error en la salida.*



Nota: Tomada de (Isermann, 2006, p. 198).

**Figura 20**

*Generación de residual forma error variables de estado.*



Nota: Tomada de (Isermann, 2006, p. 198).

### 2.6.4 Arquitectura de un sistema tolerante a falla

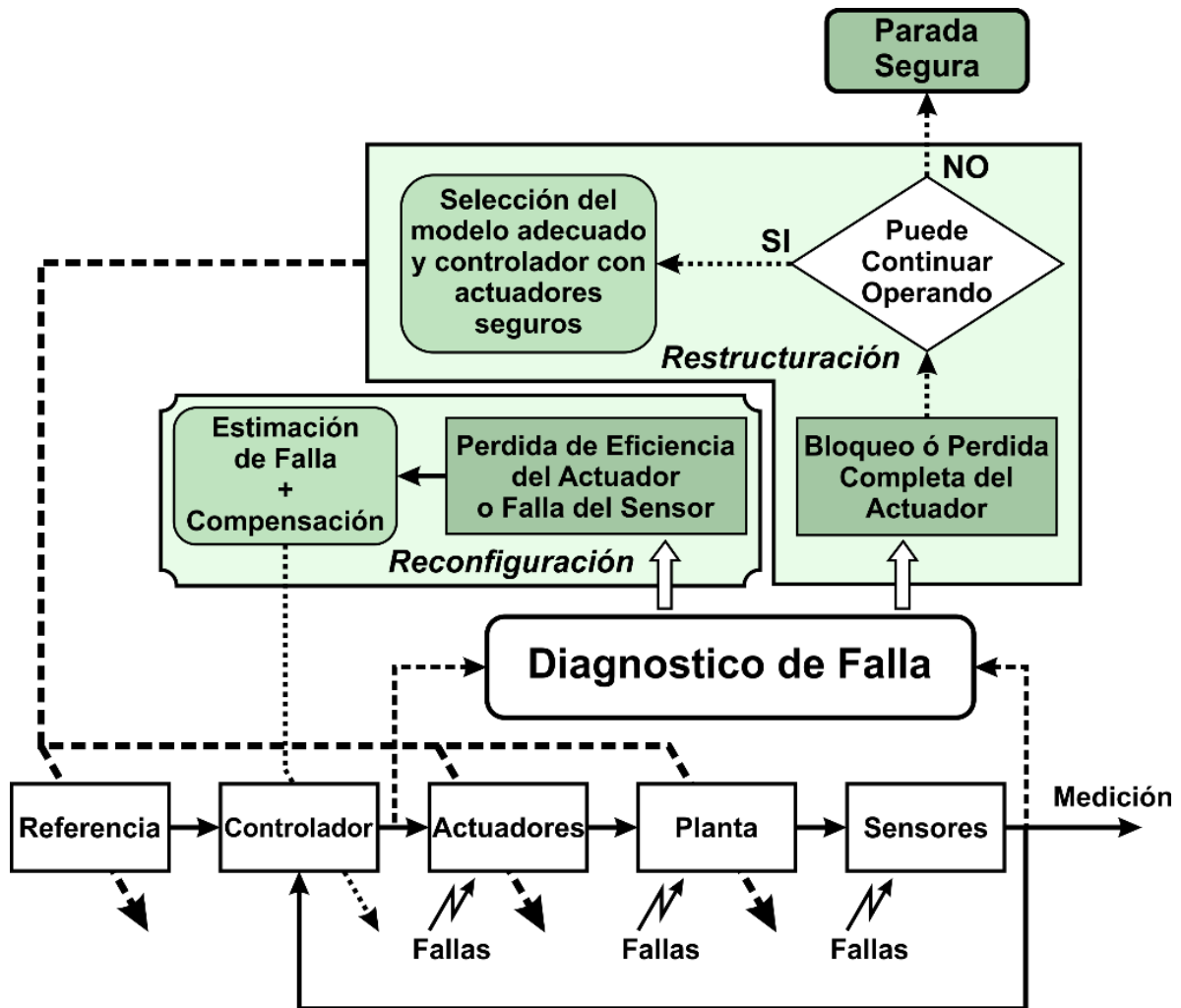
Aunque se realice un buen diseño, se pruebe totalmente el equipo, producto proceso etc. y, además, se tenga un buen control de calidad, siempre existe la posibilidad de que ocurra una falla. Una forma de evitar que el sistema averíe y colapse a causa de una falla, es diseñar una estrategia tolerante para tal fin.

Los sistemas tolerantes a falla se dividen en los siguientes bloques o etapas: detección, localización, identificación, análisis y compensación. Y según la manera de aplicarlo, se agrupan como, tipo hardware o software; el primero, tiene redundancia de componentes, por lo que, aumenta los costos de construcción y por eso, la industria ha buscado la manera de reducirlos, aplicando el segundo modo (Software), ya que, con las capacidades de procesamiento de los sistemas computacionales actuales, se puede implementar con el uso de metodologías de inteligencia artificial para realizar monitoreo, detección y corrección de una falla. Con cualquiera de las dos, o combinación de ambas, se busca que los equipos operen por largos periodos de tiempo, aun con la presencia de un estado de falla, manteniendo la disponibilidad, la confiabilidad, estabilidad, robustez (comparado con equipo igual sin un sistema tolerante a falla) y, la seguridad de él o sus alrededores (infraestructura, personas o ambiente).

La siguiente grafica bosqueja la arquitectura de los sistemas tolerante a falla, en ella se puede apreciar el control, los actuadores, la planta y sensores, es decir el proceso completo. También, se detalla (superior al sistema) un sistema que detecta y diagnostica la falla y luego, pasa la información para reconfigurar y/o reestructurar, en caso de falla, el comportamiento (funcionamiento) del control y actuadores del proceso, con el fin de mantenerla operativa (degradado), comparado con el funcionamiento nominal sin fallas.

Figura 21

Arquitectura de un sistema tolerante a falla.



Nota: Tomado de (Noura et al., 2009, p. 40)

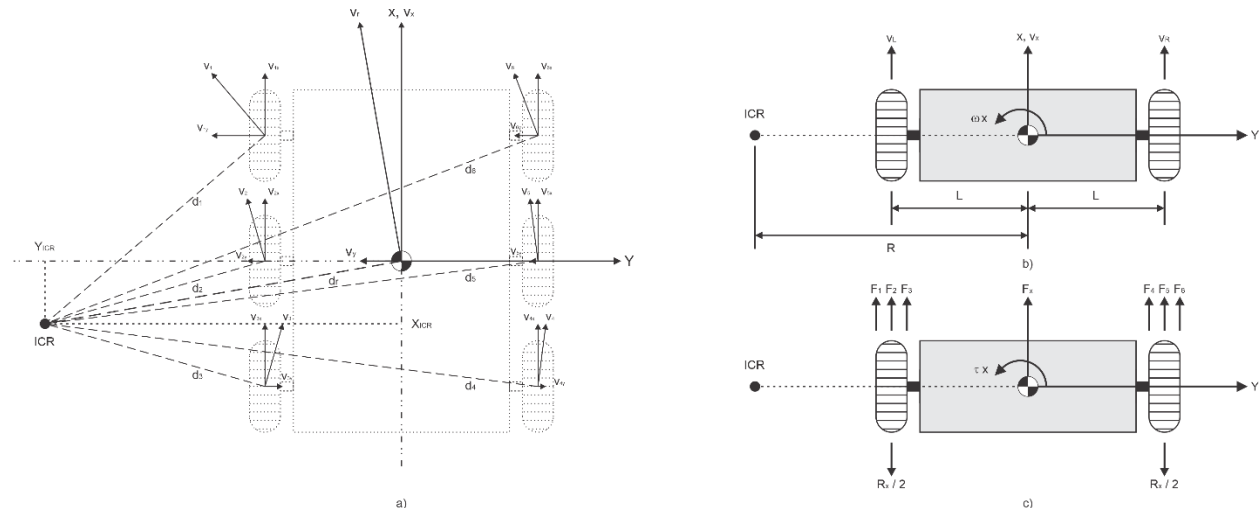
### 3. Resultados

#### 3.1 Modelo dinámico

En la siguiente figura se muestra el robot SSWMR y su analogía diferencial con los vectores de velocidad y fuerza, así como, el centro instantáneo de rotación -ICR-.

**Figura 22**

a) Vectores velocidad e ICR. b) Vista superior, equivalencia ICR robot diferencial, vector de velocidad lineal y angular. c) Vectores fuerza y fricción de la analogía diferencial.



Nota: Fuente el autor.

Se definen las siguientes nomenclaturas, para el trabajo de las ecuaciones matemáticas de los modelos presentados:

$m_X$	Masa robot	$I_X$	Inercia robot
$v_X$	Velocidad robot	$a_X$	Aceleración robot.
$\omega_X$	Velocidad angular robot	$\alpha_X$	Aceleración angular robot
$I_{m(1,2,3,4,5,6)}$	Corriente motor	$V_{(1,2,3,4,5,6)}$	Tensión de entrada motor
$\tau_{m(1,2,3,4,5,6)}$	Torque motor	$\tau_{fm(L,R)}$	Torque por fricción eje motor
$\tau_{mLoad}$	Torque de carga motor	$\omega_{m(1,2,3,4,5,6)}$	Velocidad angular motor
$\omega_{mL}$	Velocidad angular motores izquierdos	$\omega_{mR}$	Velocidad angular motores derechos

$F_{(1,2,3,4,5,6)}$	Fuerza en el punto de contacto de la rueda con la superficie	$R_{xRoll}$	Fuerza de fricción traslacional
$L$	Ancho del robot	$r$	Radio Rueda
$n$	Relación d transmisión motor	$K_t$	Fuerza contra electromotriz motor
$K_b$	Constante de torque motor	$R$	Resistencia motor
$L_h$	Inductancia motor	$J_m$	Inercia motor.

A continuación, se presentan las ecuaciones para el desarrollo matemático del modelo cinemático y dinámico del robot SSWMR utilizando la analogía de robot diferencial.

$$v_x = \frac{v_R + v_L}{2} = \frac{(r/n)\omega_{mR} + (r/n)\omega_{mL}}{2} \quad [17]$$

$$\omega_x = \frac{v_R - v_L}{2L} = \frac{(r/n)\omega_{mR} - (r/n)\omega_{mL}}{2L} \quad [18]$$

$$m_x \frac{dv_x}{dt} = m_x a_x = F_R + F_L - R_{xRoll} = (F_4 + F_5 + F_6) + (F_1 + F_2 + F_3) - R_{xRoll} \quad [19]$$

$$I_x \frac{d\omega_x}{dt} = I_x \alpha_x = F_R \cdot L - F_L \cdot L = (F_4 \cdot L + F_5 \cdot L + F_6 \cdot L) - (F_1 \cdot L + F_2 \cdot L + F_3 \cdot L) \quad [20]$$

Asimismo, por la analogía del SSWMR y el robot diferencial, la velocidad lineal de las ruedas del tren izquierdo son iguales y de la misma forma sucede para el tren de derecho por lo tanto se define:

$$v_1 = v_2 = v_3 = v_L \quad \Rightarrow \quad \omega_{m1} = \omega_{m2} = \omega_{m3} = \omega_{mL} \quad [21]$$

$$v_4 = v_5 = v_6 = v_R \quad \Rightarrow \quad \omega_{m4} = \omega_{m5} = \omega_{m6} = \omega_{mR} \quad [22]$$

A continuación, muestra en la siguiente figura el diagrama de cuerpo libre de los vectores de torque y fuerza que actúan sobre los ejes, asimismo, las direcciones de los movimientos de los ejes, la rueda y el motor PMDC y adicionalmente, se presentan las ecuaciones que modelan el movimiento del motor de imanes permanentes PMDC *Left 1* con caja reductora (gearbox).

$$\tau_{G1} - \tau_{GL1} = 0 \quad \Rightarrow \quad \tau_{G1} = \tau_{GL1} = n\tau_{m1} \quad \Rightarrow \quad \tau_{m1} = \frac{\tau_{G1}}{n} = (r/n)F_1 \quad [23]$$

$$J_m \frac{d\omega_{mL}}{dt} = \tau_{m1} - \tau_{mLG1} = \tau_{m1} - (r/n)F_1 \quad [24]$$

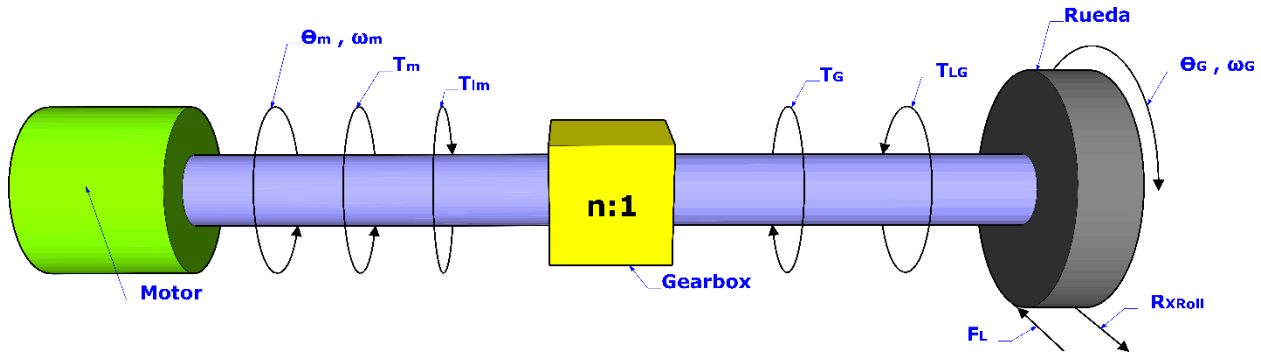
$$-V_1 + R \cdot I_{m1} + L_h \frac{dI_{m1}}{dt} + E_A = 0 \quad [25]$$

$$E_A = K_b \cdot \omega_{mL} \quad [26]$$

$$\tau_m = K_t \cdot I_{m1} \quad [27]$$

**Figura 23**

*Diagrama de cuerpo libre del movimiento angular y lineal del motor PMDC.*



Nota: Fuente el autor.

Con las ecuaciones anteriores en el dominio de Laplace se desarrollará el modelo cinemático y dinámico del SSMWR de tal forma que permita controlarlo desde las variables de tensión de entrada de los motores de imanes permanentes PMDC, quienes son los actuadores del movimiento del SSMWR. Asimismo, debido a linealidad de estos modelos y la propiedad aditiva de los sistemas LTI (Lineales e Invariables en el Tiempo) se analizarán los movimientos del SSMWR traslacional y rotacional de forma independiente, que luego haciendo uso de la propiedad de superposición, se obtendrá las velocidades de los motores izquierdos (PMDC *Left 1 Left 2 y Left 3*) y derechos (PMDC *Right 4, Right 5 y Right 6*) en función de los torques de los motores PMDC, dado que existe una relación directa con la corriente eléctrica del mismo, que a su vez, también existe una con las tensiones de entradas de los PMDC.

### 3.1.1 Modelamiento matemático del movimiento traslacional del SSWMR

A partir de [17], [18], [19], [23] y [24] se obtiene para PMDC *Left 1*:

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} - (r/n) [m_X v_X s - F_2 - F_3 - F_4 - F_5 - F_6 + R_{xRoll}] \quad [28]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} - (r/n) [m_X v_X s - (n/r) \tau_{m2} - (n/r) \tau_{m3} \cdots \\ - (n/r) \tau_{m4} - (n/r) \tau_{m5} - (n/r) \tau_{m6} + R_{xRoll}] \quad [29]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} - (r/n) m_X v_X s + \tau_{m2} + \tau_{m3} + \tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6} - (r/n) R_{xRoll} \quad [30]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} + \tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6} \cdots \\ - (r/n) m_X \frac{(r/n) \omega_{mR} + (r/n) \omega_{mL}}{2} s - (r/n) R_{xRoll} \quad [31]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} + \tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6} \cdots \\ - (1/2) (r/n)^2 m_X (\omega_{mR} + \omega_{mL}) s - (r/n) R_{xRoll} \quad [32]$$

Se reorganizan los términos de [32] y se despeja  $\omega_{mL}$  para obtener la velocidad del tren de motores izquierdo con respecto al movimiento traslacional del SSWMR.

$$\omega_{mL} = \frac{2n^2 [\tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} + \tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6}] - r^2 m_X \omega_{mR} s - 2nr R_{xRoll}}{2n^2 J_m s + r^2 m_X s} \quad [33]$$

Asimismo, se puede obtener  $\omega_{mR}$  realizando la misma secuencia de operaciones matemáticas con el fin de hallar la ecuación respectiva que modele su comportamiento:

$$\omega_{mR} = \frac{2n^2 [\tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} + \tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6}] - r^2 m_X \omega_{mL} s - 2nr R_{xRoll}}{2n^2 J_m s + r^2 m_X s} \quad [34]$$

### 3.1.2 Modelamiento matemático del movimiento rotacional del SSWMR

A partir de [17], [18], [20], [23] y [24] se obtiene para PMDC *Left 1*:

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + \frac{(r/n) [I_X \omega_X s + L F_2 + L F_3 - L F_4 - L F_5 - L F_6 + L R_{xRoll}]}{L} \quad [35]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + (r/n) (1/L) [I_X \omega_X s + L (n/r) \tau_{m2} + L (n/r) \tau_{m3} \cdots \\ - L (n/r) \tau_{m4} - L (n/r) \tau_{m5} - L (n/r) \tau_{m6} + L R_{xRoll}] \quad [36]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + (r/n)(1/L) I_x \omega_x + \tau_{m2} + \tau_{m3} - \tau_{m4} - \tau_{m5} - \tau_{m6} + (r/n) R_{xRoll} \quad [37]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} - \tau_{m4} - \tau_{m5} - \tau_{m6} \quad \dots \\ + (r/n)(1/L) I_x \frac{(r/n) \omega_{mR} - (r/n) \omega_{mL}}{2L} s + (r/n) R_{xRoll} \quad [38]$$

$$J_m \omega_{mL} s = \tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} - \tau_{m4} - \tau_{m5} - \tau_{m6} \quad \dots \\ - (1/2)(r/n)^2 (1/L)^2 I_x (\omega_{mR} + \omega_{mL}) s - (r/n) R_{xRoll} \quad [39]$$

Se reorganizan los términos de [39] y se despeja  $\omega_{mL}$  para obtener la velocidad del tren de motores izquierdo con respecto al movimiento traslacional del SSWMR.

$$\omega_{mL} = \frac{2n^2 L^2 [\tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} - \tau_{m4} - \tau_{m5} - \tau_{m6}] + r^2 I_x \omega_{mR} s + 2nrL^2 R_{xRoll}}{2n^2 L^2 J_m s + r^2 I_x s} \quad [40]$$

Asimismo, se puede obtener  $\omega_{mR}$  realizando la misma secuencia de operaciones matemáticas con el fin de hallar la ecuación respectiva que modele su comportamiento:

$$\omega_{mR} = \frac{-2n^2 L^2 [\tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3} - \tau_{m4} - \tau_{m5} - \tau_{m6}] + r^2 I_x \omega_{mL} s - 2nrL^2 R_{xRoll}}{2n^2 L^2 J_m s + r^2 I_x s} \quad [41]$$

### 3.1.3 Modelamiento matemático superposición de los movimientos traslacional y rotacional del SSWMR

A continuación, se hayan las velocidades del tren izquierdo con la superposición de las ecuaciones de traslación [33] y rotación [40], y asimismo, se realiza para el tren derecho con [34] y [41].

$$\omega_{mL} = \frac{4n^2 L^2 [\tau_{m1} + \tau_{m2} + \tau_{m3}] + r^2 [I_x - L^2 m_x] s \omega_{mR} + 2nrL^2 R_{xRoll} - 4n^2 L^2 T_{fmL}}{[4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x)] s} \quad [42]$$

$$\omega_{mR} = \frac{4n^2 L^2 [\tau_{m4} + \tau_{m5} + \tau_{m6}] + r^2 [I_x - L^2 m_x] s \omega_{mL} - 2nrL^2 R_{xRoll} - 4n^2 L^2 T_{fmR}}{[4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x)] s} \quad [43]$$

### 3.2 Determinación de parámetros de motor de imanes permanentes.

El robot móvil con el cual se desarrolló este proyecto utiliza seis (6) motores DC de imanes permanentes para su sistema de locomoción, por lo tanto, para desarrollar el modelo matemático de la dinámica de su movimiento, se debe determinar los valores de los parámetros del rotor, tales como, resistencia  $R_A$  [ $\Omega$ ], inductancia  $L_A$  [ $H$ ] y momento de inercia  $J_m$  [ $kg\ m^2$ ] y asimismo, las constantes de torque  $K_t$  [ $N\ m\ A^{-1}$ ] y contraelectromotriz  $K_b$  [ $V\ s\ rad^{-1}$ ] del motor.

Para determinar los valores experimentales de los parámetros del motor DC de imanes permanentes, se implementó un montaje de laboratorio con uno de los motores del robot móvil, al cual se le acopló en el eje trasero un encoder óptico en cuadratura de 400 pulsos por revolución - PPR- referencia E4T-100 de la marca US Digital, lo anterior, con el fin de conocer la respuesta de la velocidad angular  $[\omega_m]$  con respecto a la excitación en la entrada con la función escalón, que en términos de tensión fue aplicada a 5 [V].

Adicionalmente, para el experimento se utilizó un osciloscopio digital para visualizar las señales de entrada y salida, multímetro para realizar mediciones eléctricas, una fuente senoidal de frecuencia variable utilizada para medir la impedancia del PMDC, una fuente de tensión DC variable, un Arduino con el cual actuaba control de tensión (interruptor) y un analizador lógico para realizar la captura de los pulsos de salida del encoder.

La determinación experimental de los parámetros: resistencia  $R$ , inductancia  $L_h$  y inercia  $J_m$  del rotor, el coeficiente de fricción viscosa y las constantes contraelectromotriz (back-emf)  $K_b$ , torque  $K_t$  y de tiempo mecánica  $t_m$  del motor, se realizó de acuerdo al procedimiento propuesto e implementado en (Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013).

### 3.2.1 Determinación experimental de la resistencia del rotor -R-

Se utilizó dos métodos para realizar la medición de la resistencia del rotor, los cuales fueron:  
(Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013)

- Medición directa de la resistencia en los bornes de conexión del motor por medio de la función correspondiente en el multímetro.
- Medición de la corriente inducida en el rotor ante una excitación de tensión en los bornes de entrada del motor, lo anterior se realizó antes de iniciar la rotación del rotor.

A continuación, en Tabla 1 únicamente se muestran los resultados del segundo método, ya que los valores resultantes de ambas metodologías implementadas son similares.

**Tabla 1**

*Datos de medición experimentales para determinar el valor de resistencia del rotor.*

Medida	Tensión de Excitación [V]	Corriente [A]	Resistencia [ $\Omega$ ]
1	0,922	0,175	5,266
2	0,760	0,144	5,281
3	0,796	0,153	5,209
4	0,806	0,155	5,207
5	0,800	0,154	5,205
6	0,832	0,158	5,262
7	0,807	0,151	5,341
8	0,801	0,155	5,184
9	0,815	0,151	5,397
10	0,781	0,148	5,284
11	0,670	0,131	5,115
12	0,625	0,124	5,053
13	0,719	0,142	5,049
14	0,752	0,145	5,204
15	0,563	0,105	5,352
<b>Promedio Resistencia</b>			5,227

Medida	Tensión de Excitación [V]	Corriente [A]	Resistencia [ $\Omega$ ]
		Desviación Estándar	1,017e-1

Nota: Fuente el autor.

### 3.2.2 Determinación experimental de la inductancia del rotor -L-

Para determinar la inductancia del devanado del rotor del motor de imanes permanentes se utilizó el siguiente procedimiento:

- Se ajusta el generador de señales senoidal a una tensión pico de 1 [V] y a las frecuencias de la Tabla 2.
- Se realiza la medida de la corriente que fluye por el circuito para cada frecuencia.
- Se determina la impedancia del circuito a la frecuencia de la señal de excitación.
- Se determina la reactancia del inductor y el valor de inductancia.

En la siguiente tabla se muestran los resultados de las mediciones realizadas de acuerdo al procedimiento mencionado.

**Tabla 2**

*Datos de medición experimentales para determinar el valor de inductancia del rotor.*

Medida	Frecuencia [Hz]	Inductancia [H]
1	500	3,694e-3
2	800	3,380e-3
3	1100	3,290e-3
4	1400	3,358e-3
5	1700	3,443e-3
6	2000	3,325e-3
7	2300	3,236e-3
8	2600	3,571e-3
9	2900	3,739e-3
10	3200	3,608e-3

Medida	Frecuencia [Hz]	Inductancia [H]
	<b>Promedio Inductancia</b>	3,464e-3
	<b>Desviación Estándar</b>	1,767e-4

Nota: Fuente el Autor

### 3.2.3 Determinación experimental de la constante fuerza contraelectromotriz (*back-emf*) - $K_b$ -

Para determinar experimentalmente la constante de fuerza contraelectromotriz, se siguió el siguiente procedimiento: (Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013)

- Se realiza la medición de la velocidad angular del motor utilizando el encoder acoplado al eje del motor y para la captura de los pulsos se utilizó el analizador lógico. Luego, se toman tres valores equidistantes y se promedian para obtener la velocidad angular de la prueba.
- Se realizan medición de la tensión excitación a la entrada en el inicio de la captura de la velocidad angular y al finalizar la captura; estos dos valores se promedian.
- Se realizan medición de la corriente a la entrada en el inicio de la captura de la velocidad angular y al finalizar la captura; estos dos valores se promedian.
- Con los valores de tensión y corriente anteriores y el valor de resistencia obtenida en 3.2.1 se calcula la tensión fuerza contraelectromotriz -FCEM-.

En la siguiente tabla se muestran los resultados de las mediciones realizadas, las pruebas se hicieron variando la tensión de excitación en orden ascendente y descendente.

**Tabla 3**

*Datos de medición experimentales para determinar el valor de la constante de fuerza contraelectromotriz.*

<b>Medida</b>	<b>Prom. Tensión Excitación [V]</b>	<b>Prom. Corriente [A]</b>	<b>Tensión FCEM [V]</b>	<b>Prom. Velocidad angular [rad/s]</b>	<b>Constante FCEM [V/(rad/s)]</b>
1	5,070	1,690e-01	4,186	1.136	3,686e-03
2	4,510	1,727e-01	3,607	938	3,846e-03
3	3,990	1,572e-01	3,169	702	4,513e-03
4	3,521	1,450e-01	2,763	660	4,184e-03
5	3,009	1,369e-01	2,294	578	3,970e-03
6	2,460	1,263e-01	1,800	469	3,835e-03
7	2,061	1,131e-01	1,469	354	4,150e-03
8	2,008	1,249e-01	1,355	313	4,325e-03
9	2,568	1,420e-01	1,826	444	4,111e-03
10	3,085	1,545e-01	2,277	585	3,896e-03
11	3,582	1,577e-01	2,758	682	4,045e-03
12	4,038	1,663e-01	3,168	796	3,982e-03
13	4,533	1,678e-01	3,656	926	3,947e-03
14	4,961	1,702e-01	4,071	1.071	3,800e-03
<b>Promedio Constante fuerza contraelectromotriz -FCEM-</b>					4,021e-03
<b>Desviación estándar</b>					2,215e-04

Nota: Fuente el Autor.

### **3.2.4 Determinación experimental de la constante de torque - $K_t$ -**

Para el desarrollo del modelo matemático del motor se define que la potencia eléctrica absorbida la fuerza contraelectromotriz es convertida totalmente en potencia mecánica, es decir, mantiene la conservación de energía (Chiasson, 2005, p. 22) y asimismo, se utiliza la técnica paramétrico dimensional (Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013) para hallar l

$$K_t \left[ \frac{\text{Nm}}{\text{A}} \right] = K_b \left[ \frac{\text{V}}{\text{rad/s}} \right] = 4,021\text{e-}3 \quad [44]$$

### 3.2.5 Determinación experimental de la constante de tiempo mecánica - $t_m$ -

Para determinar experimentalmente la constante de tiempo mecánica, se siguió el siguiente procedimiento:

- En la entrada del motor se aplica una tensión de excitación de 5 [V] en forma de escalón.
- Se captura la respuesta de la velocidad angular al escalón, por medio del encoder y el analizador lógico.
- Se determina en la respuesta de la velocidad angular cuando esta alcanza un valor de 63,2 % de su valor final.

En la siguiente tabla se muestra el resultado de la prueba.

**Tabla 4**

*Datos de medición experimentales para determinar el valor de la constante de tiempo*

*mecánica*

Medida	Constante de tiempo mecánica (63.2% valor final) [s]
1	9,570e-2
2	9,540e-2
3	9,220e-2
4	9,330e-2
5	9,500e-2
6	9,520e-2
7	9,270e-2
8	9,330e-2
9	1,023e-1
10	1,035e-1
<b>Promedio constante mecánica</b>	<b>9,586e-2</b>

Medida	Constante de tiempo mecánica (63.2% valor final) [s]
Desviación estándar	3,912e-3

Nota: Fuente el Autor

### 3.2.6 Determinación experimental de la inercia del rotor - $J_m$ -

Se calcula la inercia del motor de acuerdo a (Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013).

$$J_m = \frac{t_m \cdot K_t \cdot K_b}{R} = 2,079e-7 \text{ [kgm}^2\text{]} \quad [45]$$

### 3.2.7 Determinación experimental del coeficiente de fricción

Para determinar experimentalmente las fricciones coulomb y viscosa, se siguió el siguiente procedimiento: (Hernández Capacho & Quijano Ortega, 2013)

- Se realizan medición de la tensión excitación a la entrada cuando el sistema está en estado estable.
- Se realizan medición de la corriente a la entrada cuando el sistema está en estado estable.
- Se calcula el torque del motor.
- Se obtiene el coeficiente de fricción de coulomb, cruce del eje “Y” de la línea ajustada para los datos del torque del motor
- Se obtiene el coeficiente de fricción viscosa, pendiente de la regresión lineal del torque del motor calculado.
- Se utiliza la siguiente ecuación para calcular los coeficientes de fricción

$$\tau_m = K_t * I_a = J \frac{d\omega_m}{dt} + \tau_l + f \omega_m \quad [46]$$

**Tabla 5**

*Datos de medición experimentales para determinar los coeficientes de fricciones coulomb*

*y viscosa*

<b>Medida</b>	<b>Velocidad Angular [rad/s]</b>	<b>Torque [Nm]</b>	<b>Coefficiente fricción de Coulumb [Nm]</b>	<b>Coefficiente fricción viscosa [Nm/(rad/s)]</b>
1	1.136	6,795e-04		2,309e-07
2	938	6,942e-04		2,952e-07
3	702	6,319e-04		3,056e-07
4	660	5,830e-04	3,723e-04	2,509e-07
5	578	5,502e-04		2,300e-07
6	469	5,076e-04		1,924e-07
7	354	4,547e-04		1,056e-07
8	313	5,020e-04		2,702e-07
9	444	5,707e-04		3,454e-07
10	585	6,212e-04		3,487e-07
11	682	6,341e-04	4,624e-04	3,179e-07
12	796	6,685e-04		3,156e-07
13	926	6,745e-04		2,776e-07
14	1.071	6,843e-04		2,492e-07
<b>Promedio</b>			4,174e-04	2,668e-07
<b>Desviación Estándar</b>			---	6,507e-08

Nota: Fuente el Autor

### **3.2.8 Resumen de los parámetros experimentales del PMDC**

A continuación, en la siguiente tabla se presenta el resumen de los parámetros eléctricos y mecánicos del motor DC de imanes permanentes determinados experimentalmente:

**Tabla 6***PMDC- Parámetros Eléctricos y Mecánicos*

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>	<b>SI Unidad</b>
Resistencia rotor	5.227	$\Omega$
Inductancia rotor	3.464e-3	H
Constante torque	4.021e-3	$\frac{Nm}{A}$
Constante fuerza contraelectromotriz ( <i>Back EMF</i> )	4.021e-3	$\frac{V}{rad/s}$
Inercia rotor	2.871e-7	kgm <sup>2</sup>
Constante de tiempo mecánica	9.586e-2	s
Torque fricción de Coulomb	4.174e-4	N m
Coefficiente de fricción Viscosa	2.668e-7	$\frac{Nm}{rad/s}$
Relación engranaje	48:1	---
Tensión nominal motor	5	V

Nota: Fuente el Autor

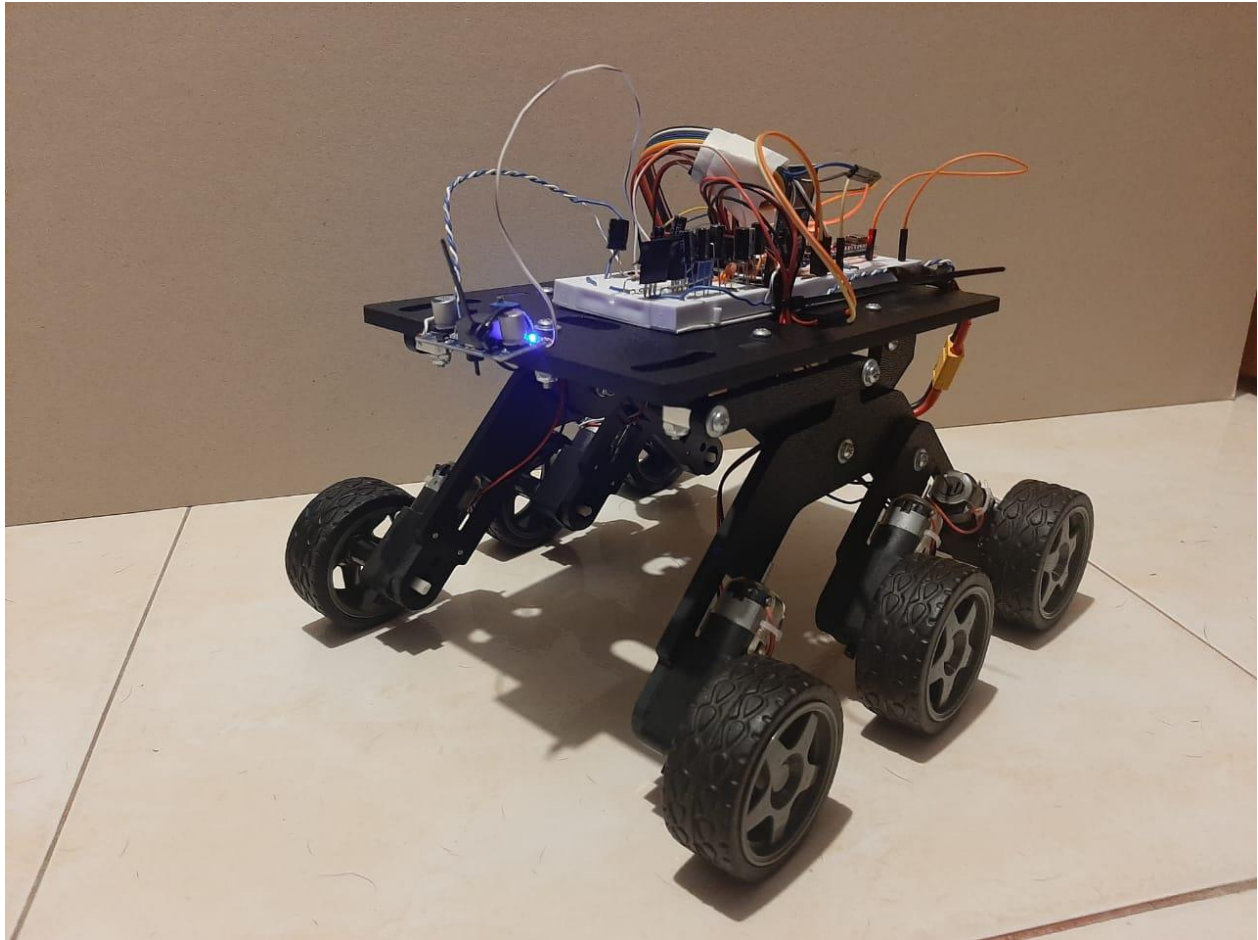
### 3.3 Validación experimental del modelo matemático del robot móvil

A continuación, se presenta las validaciones experimentales del modelo matemático desarrollado y para el desarrollo de esta prueba se utilizó el robot móvil de seis ruedas (ver Figura 24), el cual, cada una independientemente es accionada por un motor DC de imanes permanentes, asimismo, se utilizó un encoder óptico en cuadratura de 400 pulsos por revolución -PPR- referencia E4T-100 de la marca US Digital se acoplado en el eje trasero de un motor PMDC para determinar la velocidad angular y para la captura de los datos se utilizó un analizador lógico.

Adicionalmente, la validación se realizó con intervalos de ejecución de 3 [s] y asimismo, se aplicó un escalón a la tensión indicada para la prueba.

**Figura 24**

*Robot móvil utilizado en la validación experimental*



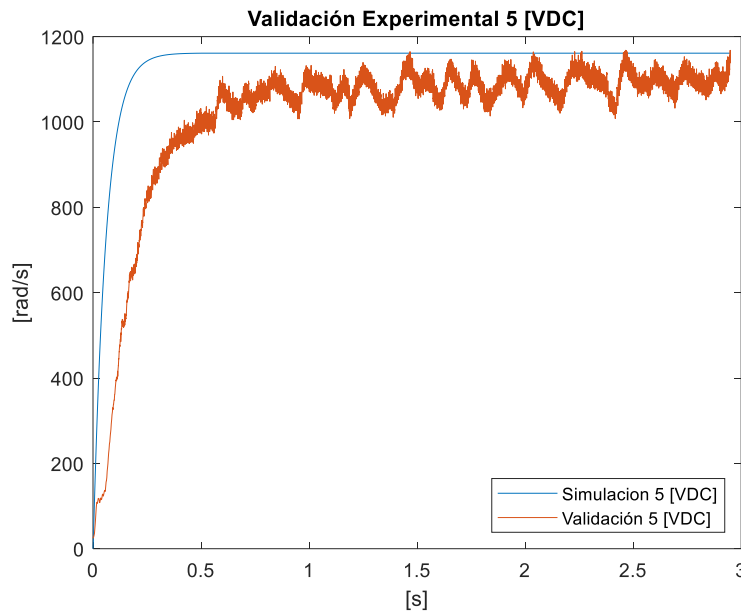
Nota: Fuente el Autor

### ***3.3.1 Validación con tensión de 5 [Vdc] en PMDC***

En la siguiente prueba se configuró la tensión de 5 [V<sub>DC</sub>] para validar el modelo al 100 % de potencia y a continuación, se muestra la gráfica comparativa entre la simulación y el comportamiento experimental en cerámica y asfalto.

**Figura 25**

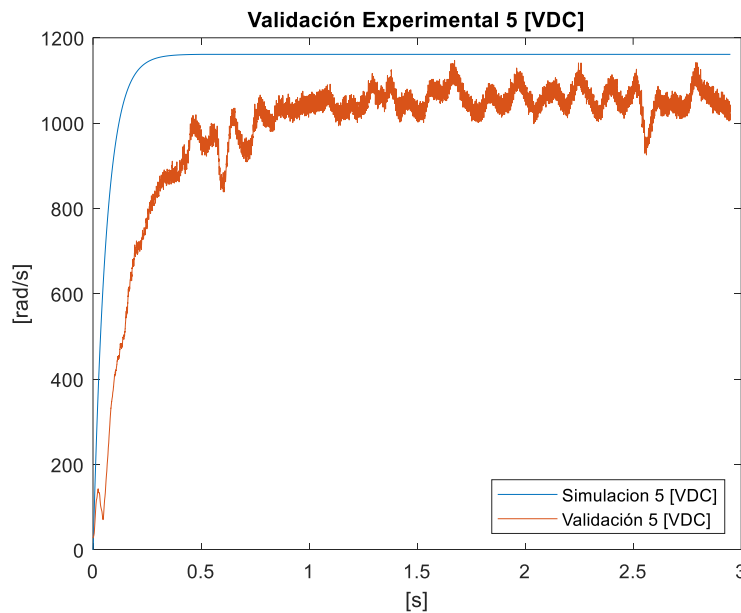
*Validación del modelo al 100 % potencia de los motores en cerámica.*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 26**

*Validación del modelo al 100 % potencia de los motores en asfalto.*



Nota: Fuente el Autor

A continuación, se presenta el Error Absoluto Medio -EAM- y la Raíz Error Cuadrático Medio -RECM- de la validación experimental utilizando como referencia del límite máximo admisible el EAM y RECM determinado entre la respuesta de simulación para las velocidades angulares de los PMDC y su valor escalado al 80%.

**Tabla 7**

*Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 100 % potencia*

<b>Parámetro</b>	<b>Error Absoluto Medio</b>	<b>Raíz Error Cuadrático Medio</b>
Valor de referencia 80 % de la salida de velocidad de simulación	20	231.1700
Validación en cerámica	9.1264	134.7485
Validación en Asfalto	12.5419	166.9342

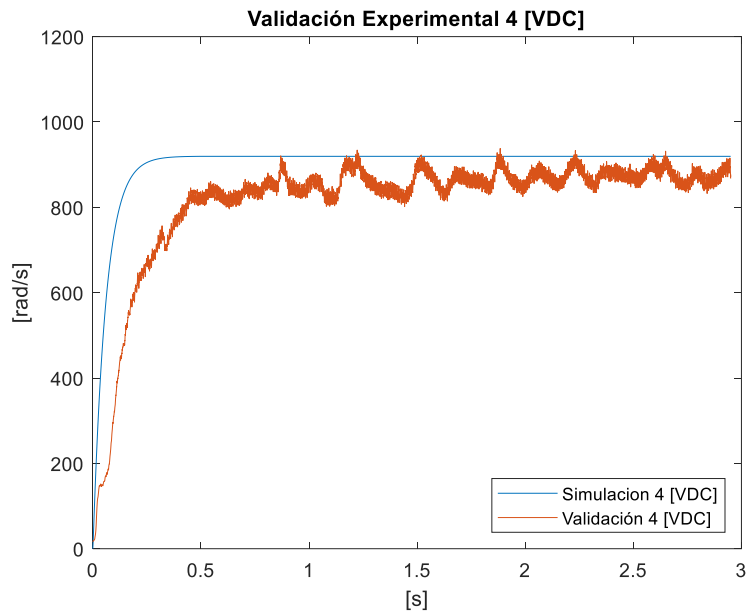
Nota: Fuente el Autor

### **3.3.2 Validación con tensión de 4 [V<sub>dc</sub>] en PMDC**

En la siguiente prueba se configuró la tensión de 4 [V<sub>dc</sub>] para validar el modelo al 76 % de potencia y a continuación, se muestra la gráfica comparativa entre la simulación y el comportamiento experimental en cerámica y asfalto.

**Figura 27**

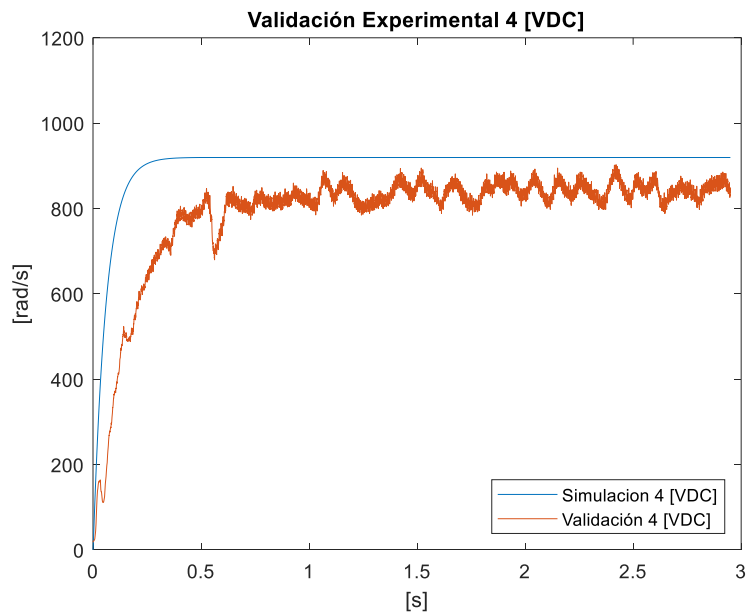
*Validación del modelo al 76 % potencia de los motores en cerámica*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 28**

*Validación del modelo al 76 % potencia de los motores en asfalto.*



Nota: Fuente el Autor

A continuación, se presenta el Error Absoluto Medio -EAM- y la Raíz Error Cuadrático Medio -RECM- de la validación experimental utilizando como referencia del límite máximo admisible el EAM y RECM determinado entre la respuesta de simulación para las velocidades angulares de los PMDC y su valor escalado al 80%.

**Tabla 8**

*Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 76 %*

*potencia*

<b>Parámetro</b>	<b>Error Absoluto Medio</b>	<b>Raíz Error Cuadrático Medio</b>
Valor de referencia 80 % de la salida de velocidad de simulación	20	183.0655
Validación en cerámica	8.3785	97.9853
Validación en Asfalto	11.4014	119.2857

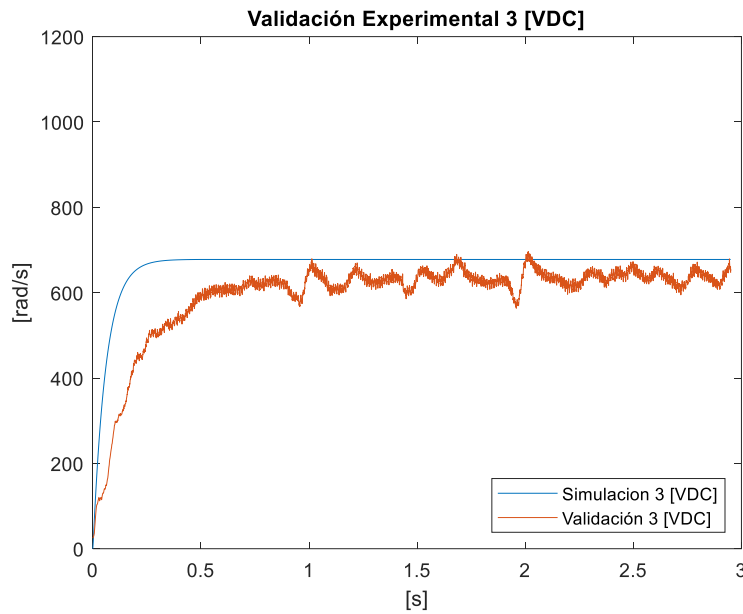
Nota: Fuente el Autor

### **3.3.3 Validación con tensión de 3 [V<sub>dc</sub>] en PMDC**

En la siguiente prueba se configuró la tensión de 3 [V<sub>dc</sub>] para validar el modelo al 52 % de potencia y a continuación, se muestra la gráfica comparativa entre la simulación y el comportamiento experimental en cerámica y asfalto.

**Figura 29**

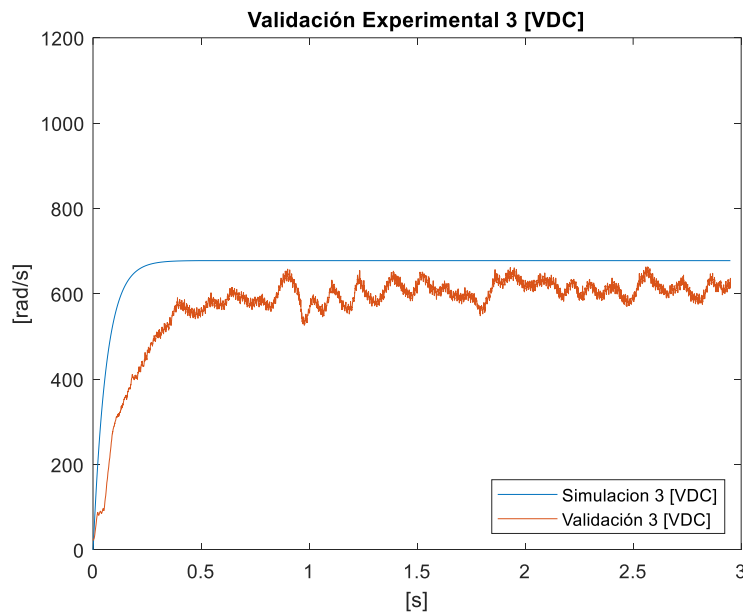
*Validación del modelo al 52 % potencia de los motores en cerámica*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 30**

*Validación del modelo al 52 % potencia de los motores en asfalto.*



Nota: Fuente el Autor

A continuación, se presenta el Error Absoluto Medio -EAM- y la Raíz Error Cuadrático Medio -RECM- de la validación experimental utilizando como referencia del límite máximo admisible el EAM y RECM determinado entre la respuesta de simulación para las velocidades angulares de los PMDC y su valor escalado al 80%.

**Tabla 9**

*Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 52 % potencia*

<b>Parámetro</b>	<b>Error Absoluto Medio</b>	<b>Raíz Error Cuadrático Medio</b>
Valor de referencia 80 % de la salida de velocidad de simulación	20	134.9373
Validación en cerámica	9.4357	78.9953
Validación en Asfalto	12.8212	96.2579

Nota: Fuente el Autor

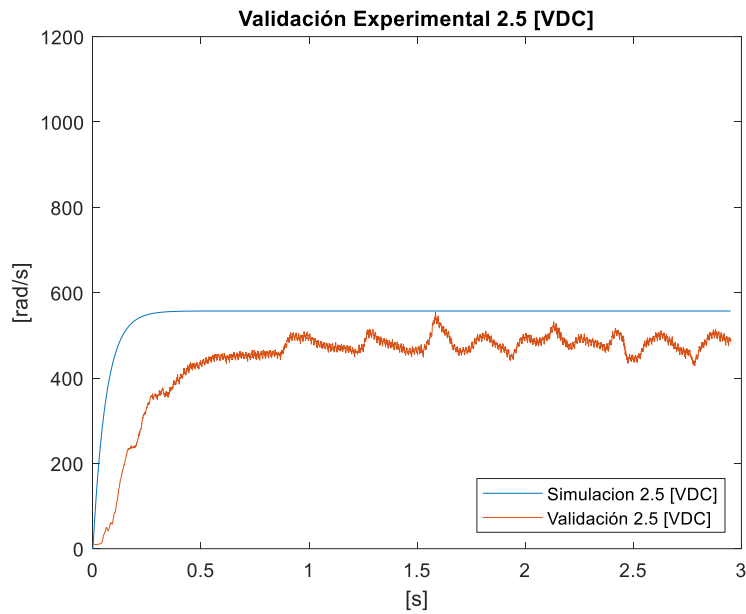
### **3.3.4 Validación con tensión de 2.5 [V<sub>dc</sub>] en PMDC**

En la siguiente prueba se configuró la tensión de 2.5 [V<sub>DC</sub>], para validar el modelo al 39 % de potencia y a continuación, se muestra la gráfica comparativa entre la simulación y el comportamiento experimental en cerámica y asfalto.

Se configuró la tensión de los PMDC a este valor mínimo 2.5 [V<sub>DC</sub>], porque, la tensión nominal de estos motores es de 3 [V<sub>DC</sub>] a 5 [V<sub>DC</sub>] y operar por debajo de este valor el robot puede causar una falla en los PMDC, ya que, trabajan forzadamente.

**Figura 31**

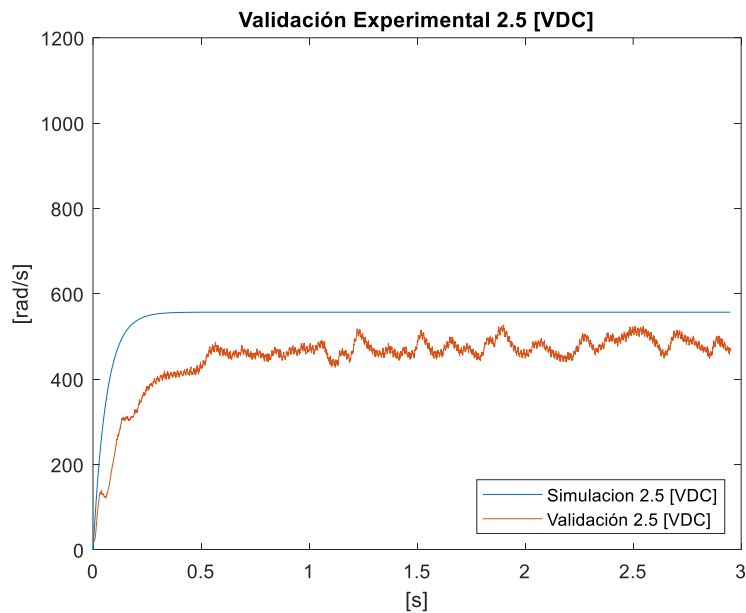
*Validación del modelo al 39 % potencia de los motores en cerámica*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 32**

*Validación del modelo al 39 % potencia de los motores en asfalto.*



Nota: Fuente el Autor

A continuación, se presenta el Error Cuadrático Medio -ECM- de la validación experimental utilizando como límite máximo el ECM determinado entre la respuesta de simulación para la de las velocidades angulares y su valor escalado al 80%.

A continuación, se presenta el Error Absoluto Medio -EAM- y la Raíz Error Cuadrático Medio -RECM- de la validación experimental utilizando como referencia del límite máximo admisible el EAM y RECM determinado entre la respuesta de simulación para las velocidades angulares de los PMDC y su valor escalado al 80%.

**Tabla 10**

*Errores absolutos medios y raíz cuadrática media de la validación del modelo al 39 % potencia.*

<b>Parámetro</b>	<b>Error Absoluto Medio</b>	<b>Raíz Error Cuadrático Medio</b>
Valor de referencia 80 % de la salida de velocidad de simulación	20	110.8527
Validación en cerámica	16.5176	101.8982
Validación en Asfalto	16.9147	98.7370

Nota: Fuente el Autor

### 3.4 Escenarios de simulación y fallas aditivas

Las fallas que se simularán en este proyecto son de tipo aditiva a la entrada de tensión con magnitud negativa, es decir, pérdida de potencia del motor de imanes permanentes -PMDC- para los escenarios de simulación que se plantean en el desarrollo de este documento, lo anterior, se aplicará en una o varias ruedas simultáneamente.

La tensión inicialmente suministrada a todos los PMDCs es igual y cuando falle uno o varios motores simultáneamente de acuerdo con el escenario simulado, la falla tendrá la misma magnitud y signo para los motores que aplique.

A continuación, en Tabla 11, se muestra los escenarios de fallas aditivas en la tensión de entrada a simular, donde 0 significa estado de falla y 1 correcto funcionamiento.

**Tabla 11**

*Escenarios de falla en motores PMDC, “1”: Sin Falla; “0”: Estado de Falla*

Escenario	Motor PMDC					
	Left 1	Left 2	Left 3	Right 4	Right 5	Right 6
Dw_1	0	1	1	1	1	1
Dw_1_2	0	0	1	1	1	1
Dw_1_2_3	0	0	0	1	1	1
Dw_1_2_5_6	0	0	1	1	0	0
Dw_1_3	0	1	0	1	1	1
Dw_1_6	0	1	1	1	1	0
Dw_2	1	0	1	1	1	1
Dw_2_3	1	0	0	1	1	1
Dw_2_3_4_5	1	0	0	0	0	1
Dw_2_5	1	0	1	1	0	1
Dw_3	1	1	0	1	1	1
Dw_3_4	1	1	0	0	1	1
Dw_6	1	1	1	1	1	0
Dw_5	1	1	1	1	0	1
Dw_4	1	1	1	0	1	1
Dw_6_5	1	1	1	1	0	0
Dw_6_4	1	1	1	0	1	0
Dw_5_4	1	1	1	0	0	1
Dw_6_5_4	1	1	1	0	0	0
Dw_Full	0	0	0	0	0	0

Nota: Fuente el Autor

La tensión de falla de entrada de los motores en la simulación puede ser de acuerdo con los valores del escenario mostrado en Tabla 12 y depende de la tensión de entrada nominal  $V_{Nominal}$  de los PMDCs.

**Tabla 12***Escenarios de falla de tensión de entrada de los motores PMDC.*

<b>Falla</b>	<b>Tensión de falla</b>	<b>SI unit</b>
Falla 1	10% * $V_{Nominal}$	V
Falla 2	20% * $V_{Nominal}$	V
Falla 3	30% * $V_{Nominal}$	V
Falla 4	40% * $V_{Nominal}$	V
Falla 5	50% * $V_{Nominal}$	V
Falla 6	60% * $V_{Nominal}$	V
Falla 7	70% * $V_{Nominal}$	V
Falla 8	80% * $V_{Nominal}$	V
Falla 9	90% * $V_{Nominal}$	V
Falla 10	100% * $V_{Nominal}$	V

Nota: Fuente el Autor

### 3.4.1 Descripción de las fallas aditivas en la entrada de tensión

Las fallas a modelar, detectar, analizar, diagnosticar y compensar son de tipo aditiva a la entrada; dicha falla, será desconocida y causará un comportamiento en el movimiento lineal desviado y no deseado en comparación al modelo nominal.

A continuación, se presenta las ecuaciones matemáticas [50], [51], [52], [53], [54] y [55] incluyendo la falla de tipo aditiva a la entrada para los PMDC izquierdo y derecho:

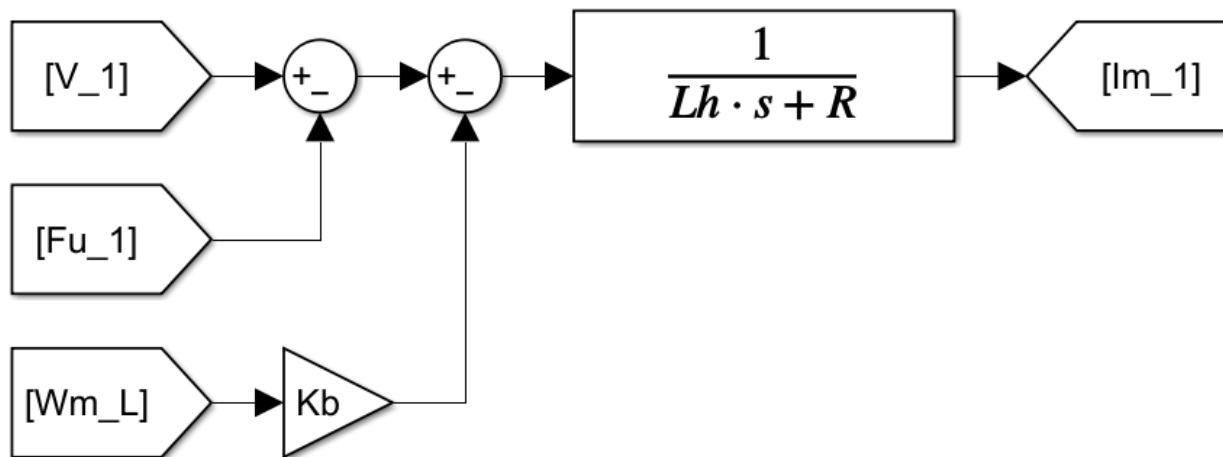
$$I_{m(1,2,3)} = \frac{V_{(1,2,3)} - f_{u(1,2,3)} - K_b \omega_{mL}}{(R + L_h s)} \quad [47]$$

$$I_{m(4,5,6)} = \frac{V_{(4,5,6)} - f_{u(4,5,6)} - K_b \omega_{mL}}{(R + L_h s)} \quad [48]$$

Se muestra en Figura 33 el diagrama de bloques eléctrico del PMDC Left 1 el cual es modelado por la ecuación [47] y se incluye la falla aditiva a la entrada de tensión; es igual para los otros PMDC.

**Figura 33**

*Diagrama de bloques del modelo eléctrico del PMDC Left 1 incluyendo la falla aditiva*



Nota: Fuente el Autor

### 3.5 Determinación de las ecuaciones de paridad y de los residuales estructurados.

El error polinomial (residuo primario) se define para un sistema MIMO con  $p$  entradas y  $r$  salidas como [49].(Isermann, 2006)

$$\mathbf{r}(s) = \mathbf{A}(s)\mathbf{y}_r(s) - \mathbf{B}(s)\mathbf{u}_p(s) \quad [49]$$

Encontrar los residuales de esta manera podría causar que las fallas influyan en uno o más residuales sin un control absoluto; por lo tanto, aislar la falla no será fácil. Alternativamente, se recomienda utilizar residuales estructurados para seleccionar cuales residuales se verán afectados por una o más fallas aditivas en el voltaje de entrada de los PMDC; en consecuencia, se garantiza que los vectores residuales resultantes serán al menos independientes de una de las fallas (Isermann, 2006).

A continuación, se organizan las ecuaciones del modelamiento matemático para el comportamiento eléctrico de los motores del tren izquierdo de acuerdo con el lado derecho de [49]:

$$(R + L_h s)I_{m1} - V_1 + K_b \omega_{mL} = 0 \quad [50]$$

$$(R + L_h s)I_{m2} - V_2 + K_b \omega_{mL} = 0 \quad [51]$$

$$(R + L_h s)I_{m3} - V_3 + K_b \omega_{mL} = 0 \quad [52]$$

A continuación, se organizan las ecuaciones del modelamiento matemático para el comportamiento eléctrico de los motores del tren derecho de acuerdo con el lado derecho de [49]:

$$(R + L_h s)I_{m4} - V_4 + K_b \omega_{mR} = 0 \quad [53]$$

$$(R + L_h s)I_{m5} - V_5 + K_b \omega_{mR} = 0 \quad [54]$$

$$(R + L_h s)I_{m6} - V_6 + K_b \omega_{mR} = 0 \quad [55]$$

A continuación, se organizan las ecuaciones del modelamiento matemático para el comportamiento dinámico de los motores del tren izquierdo y derecho de acuerdo con el lado derecho de [49]:

$$\begin{aligned} & \left[ 4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x) \right] s \omega_{mL} - 4n^2 L^2 K_t [I_{m1} + I_{m2} + I_{m3}] \cdots \\ & - r^2 [I_x - L^2 m_x] s \omega_{mR} + 2nrL^2 R_{xRoll} + 4n^2 L^2 T_{fL} = 0 \end{aligned} \quad [56]$$

$$\begin{aligned} & \left[ 4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x) \right] s \omega_{mR} - 4n^2 L^2 K_t [I_{m4} + I_{m5} + I_{m6}] \cdots \\ & - r^2 [I_x - L^2 m_x] s \omega_{mL} + 2nrL^2 R_{xRoll} + 4n^2 L^2 T_{fR} = 0 \end{aligned} \quad [57]$$

A partir de las ecuaciones [50], [51], [52], [53], [54], [55], [56], [57] y [62] se genera el residual primario de acuerdo con [49]:

$$\mathbf{r}(s) = \mathbf{M}(s) * \mathbf{N}(s) \quad [58]$$

Siendo,

$$\mathbf{N}(s) = \begin{bmatrix} I_{m1} & I_{m2} & I_{m3} & I_{m4} & I_{m5} & I_{m6} & \omega_{mL} & \omega_{mR} & V_1 & V_2 & V_3 & \cdots \\ & & & & & & V_4 & V_5 & V_6 & R_{xRoll} & T_{fL} & T_{fR} \end{bmatrix}^T \quad [59]$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix}
 R + L_h s & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -4n^2 L^2 K_t & 0 \\
 0 & R + L_h s & 0 & 0 & 0 & 0 & -4n^2 L^2 K_t & 0 \\
 0 & 0 & R + L_h s & 0 & 0 & 0 & -4n^2 L^2 K_t & 0 \\
 0 & 0 & 0 & R + L_h s & 0 & 0 & 0 & -4n^2 L^2 K_t \\
 0 & 0 & 0 & 0 & R + L_h s & 0 & 0 & -4n^2 L^2 K_t \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & R + L_h s & 0 & -4n^2 L^2 K_t \\
 K_b & K_b & K_b & 0 & 0 & 0 & \left[ 4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x) \right] s & -r^2 (I_x - L^2 m_x) s \\
 0 & 0 & 0 & K_b & K_b & K_b & -r^2 (I_x - L^2 m_x) s & \left[ 4n^2 L^2 J_m + r^2 (L^2 m_x + I_x) \right] s \\
 -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2nrL^2 & 2nrL^2 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 4n^2 L^2 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 4n^2 L^2
 \end{bmatrix}^T \quad [60]$$

$$\mathbf{r}(s) = \begin{bmatrix} r_{I_{m1}} & r_{I_{m2}} & r_{I_{m3}} & r_{I_{m4}} & r_{I_{m5}} & r_{I_{m6}} & r_{\omega_{mL}} & r_{\omega_{mR}} & r_{V_1} & r_{V_2} & r_{V_3} & \dots \\ & & & & & & r_{V_4} & r_{V_5} & r_{V_6} & r_{R_{xRoll}} & r_{T_{jL}} & r_{T_{jR}} \end{bmatrix}^T \quad [61]$$

Para generar residuales estructurados se debe multiplicar el residual primario [58] por una matriz de generación de residuales  $\mathbf{W}$ , dando como resultado la ecuación [62]. (Isermann, 2006)

$$\mathbf{r}^*(s) = \mathbf{W}(s) [\mathbf{A}(s) \mathbf{y}_r(s) - \mathbf{B}(s) \mathbf{u}_p(s)] \quad [62]$$

Siendo,

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_{I_{m1}}^T & \mathbf{w}_{I_{m2}}^T & \mathbf{w}_{I_{m3}}^T & \mathbf{w}_{I_{m4}}^T & \mathbf{w}_{I_{m5}}^T & \mathbf{w}_{I_{m6}}^T & \mathbf{w}_{\omega_{mL}}^T & \mathbf{w}_{\omega_{mR}}^T & \mathbf{w}_{V_1}^T & \dots \\ & & \mathbf{w}_{V_2}^T & \mathbf{w}_{V_3}^T & \mathbf{w}_{V_4}^T & \mathbf{w}_{V_5}^T & \mathbf{w}_{V_6}^T & \mathbf{w}_{R_{xRoll}}^T & \mathbf{w}_{T_{jL}}^T & \mathbf{w}_{T_{jR}}^T \end{bmatrix}^T \quad [63]$$

$$\mathbf{r}^*(s) = \begin{bmatrix} r_{I_{m1}}^* & r_{I_{m2}}^* & r_{I_{m3}}^* & r_{I_{m4}}^* & r_{I_{m5}}^* & r_{I_{m6}}^* & r_{\omega_{mL}}^* & r_{\omega_{mR}}^* & r_{V_1}^* & r_{V_2}^* & r_{V_3}^* & \dots \\ & & & & & & r_{V_4}^* & r_{V_5}^* & r_{V_6}^* & r_{R_{xRoll}}^* & r_{T_{jL}}^* & r_{T_{jR}}^* \end{bmatrix}^T \quad [64]$$

El objetivo es encontrar las fallas aditivas en el voltaje de entrada de los PMDC, ya que es la variable de control del movimiento del SSWMR, por lo que, los residuales seleccionados son  $r_{V_1}^*$ ,  $r_{V_2}^*$ ,  $r_{V_3}^*$ ,  $r_{V_4}^*$ ,  $r_{V_5}^*$  y  $r_{V_6}^*$ , por lo anterior, solo se presentan los vectores de generación de residuales  $\mathbf{w}_{V_1}$ ,  $\mathbf{w}_{V_2}$ ,  $\mathbf{w}_{V_3}$ ,  $\mathbf{w}_{V_4}$ ,  $\mathbf{w}_{V_5}$  y  $\mathbf{w}_{V_6}$ .

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{V_1} &= [0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] & \mathbf{w}_{V_4} &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0] \\ \mathbf{w}_{V_2} &= [1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] & \mathbf{w}_{V_5} &= [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0] \\ \mathbf{w}_{V_3} &= [1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] & \mathbf{w}_{V_6} &= [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0] \end{aligned} \quad [65]$$

Las ecuaciones polinómicas obtenidas de la generación de residuales estructurados  $r_{V_1}^*$ ,  $r_{V_2}^*$ ,  $r_{V_3}^*$ ,  $r_{V_4}^*$ ,  $r_{V_5}^*$  y  $r_{V_6}^*$  son las siguientes, en ellas es posible observar que cada ecuación es al menos independiente de una falla.

$$r_{V_1}^* = -V_2 - V_3 + 2K_b W_{mL} + L_h \dot{I}_2 + L_h \dot{I}_3 + RI_2 + RI_3 \quad [66]$$

$$r_{V_2}^* = -V_1 - V_3 + 2K_b W_{mL} + L_h \dot{I}_1 + L_h \dot{I}_3 + RI_1 + RI_3 \quad [67]$$

$$r_{V_3}^* = -V_1 - V_2 + 2K_b W_{mL} + L_h \dot{I}_1 + L_h \dot{I}_2 + RI_1 + RI_2 \quad [68]$$

$$r_{V_4}^* = -V_5 - V_6 + 2K_b W_{mR} + L_h \dot{I}_5 + L_h \dot{I}_6 + RI_5 + RI_6 \quad [69]$$

$$r_{V_5}^* = -V_4 - V_6 + 2K_b W_{mR} + L_h \dot{I}_4 + L_h \dot{I}_6 + RI_4 + RI_6 \quad [70]$$

$$r_{V_6}^* = -V_4 - V_5 + 2K_b W_{mR} + L_h \dot{I}_4 + L_h \dot{I}_5 + RI_4 + RI_5 \quad [71]$$

Luego de analizar los residuales estructurados seleccionados se construye la siguiente tabla de síntomas y comportamiento de las fallas, que visto de otra forma, la tabla muestra los cambios en los residuales estructurados cuando ocurre una falla en las tensiones de entrada de los PMDC, lo anterior se realiza de acuerdo a (Isermann, 2006). Siendo “+” influencia positiva, “-” influencia negativa y “0” no genera cambio en el residual estructurado.

**Tabla 13**

*Tabla de síntomas y comportamiento de las fallas en los residuales.*

Falla		Residuales					
		$r_{V_1}^*$	$r_{V_2}^*$	$r_{V_3}^*$	$r_{V_4}^*$	$r_{V_5}^*$	$r_{V_6}^*$
Voltaje de entrada motor 1	$\Delta V_1$	0	-	-	0	0	0
Voltaje de entrada motor 2	$\Delta V_2$	-	0	-	0	0	0
Voltaje de entrada motor 3	$\Delta V_3$	-	-	0	0	0	0
Voltaje de entrada motor 4	$\Delta V_4$	0	0	0	0	-	-
Voltaje de entrada motor 5	$\Delta V_5$	0	0	0	-	0	-
Voltaje de entrada motor 6	$\Delta V_6$	0	0	0	-	-	0

Nota: Fuente el Autor

### 3.6 Análisis, diagnóstico y compensación de fallas por medio de redes neuronales

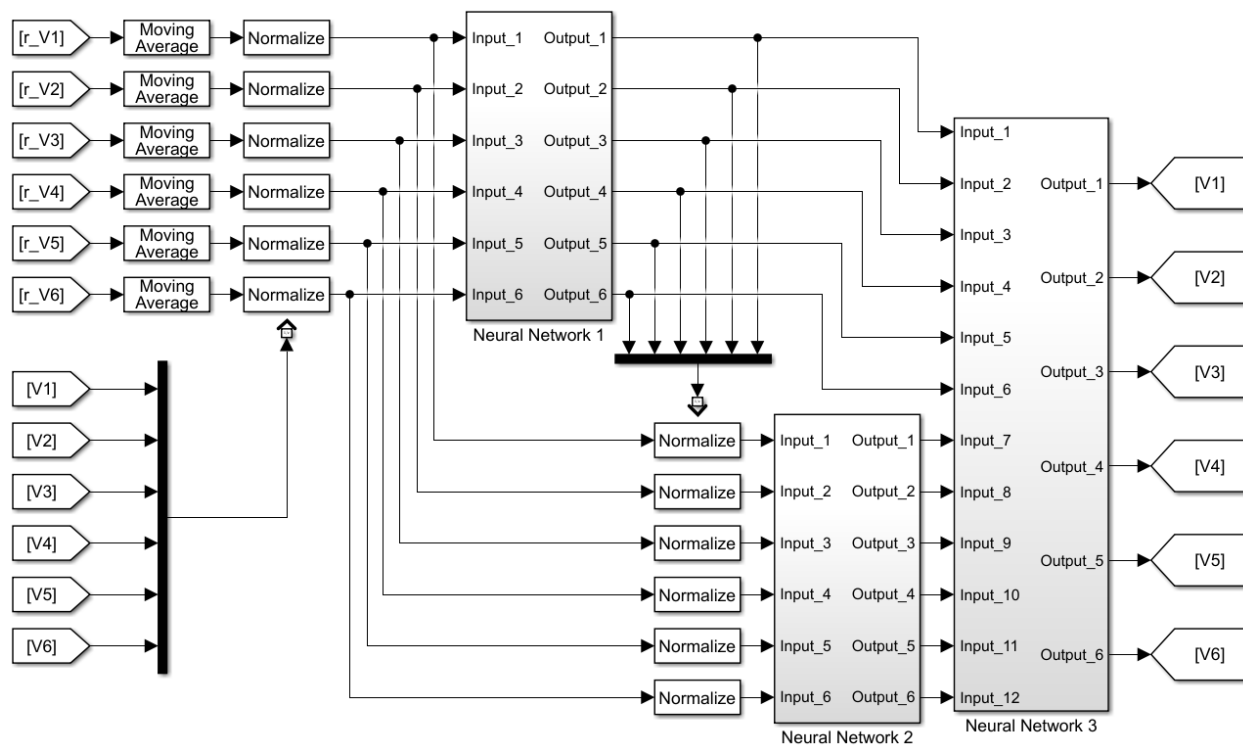
El análisis, diagnóstico y compensación de la falla se realiza mediante un arreglo de tres redes neuronales (perceptrón multicapa, MLP), la primera determina el factor de operación voltaje

de cada motor, la segunda el estado de operación de cada PMDC y la última, si es posible, realiza la compensación para mantener el movimiento del robot en línea recta.

A continuación en Figura 34, se muestra el diagrama de bloques de la interacción de las redes neuronales para el análisis, diagnóstico y compensación de las fallas en los motores del SSWMR.

**Figura 34**

*Diagrama de bloques interacción de redes neuronales.*



Nota: Fuente el autor.

Esta red neuronal solo corrige fallas en los PMDC izquierdos, ajustando el factor de voltaje en los PMDC derechos y viceversa; en otras palabras, compensa con el tren homólogo para conducir el SSWMR en línea recta, si y solo si, el tren de compensación funciona correctamente. Asimismo, el tren defectuoso permanece operando a la tensión nominal porque la falla podría cambiar en alguna proporción con la tensión de entrada.

### 3.6.1 Descripción de red neuronal 1 -NN1-

Para esta etapa se define una red neuronal perceptrón de dos capas, la primera capa tiene diez (10) neuronas y la capa de salida tiene seis (6). La red neuronal se entrenó con el algoritmo de Levenberg-Marquardt para determinar el factor de operación de cada PMDC con respecto a su valor nominal. Esta red neuronal cuenta con seis (6) entradas, los cuales son los residuales estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$  que son filtrados previamente por una media móvil y normalizados por los niveles de tensión de entrada de cada PMDC y se espera que cada una de las seis salidas sea lineal y tome un valor entre cero “0” (funcionalidad 0%) y uno “1” (funcionalidad 100%).

A continuación, se muestra la tabla con las entradas y salidas de esta red neuronal y el diagrama de bloques de la estructura de la red neuronal.

**Tabla 14**

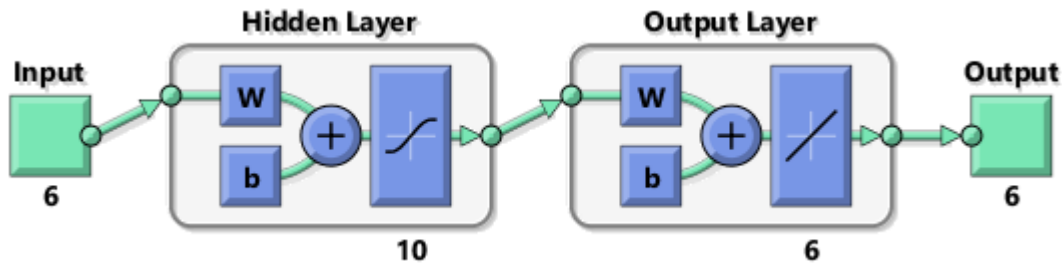
*Entradas y salidas Red Neuronal -NN1-*

TIPO	VALOR
Entrada 1	$\text{MovMean}(r_{V1}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_1
Entrada 2	$\text{MovMean}(r_{V2}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_2
Entrada 3	$\text{MovMean}(r_{V3}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_3
Entrada 4	$\text{MovMean}(r_{V4}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_4
Entrada 5	$\text{MovMean}(r_{V5}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_5
Entrada 6	$\text{MovMean}(r_{V6}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_6
Cada Salida	Lineal entre 0 y 1

Nota: Fuente el Autor

Figura 35

Diagrama de bloques estructura red neuronal 1.



Nota: Fuente el Autor

### 3.6.2 Descripción de red neuronal 2 -NN2-

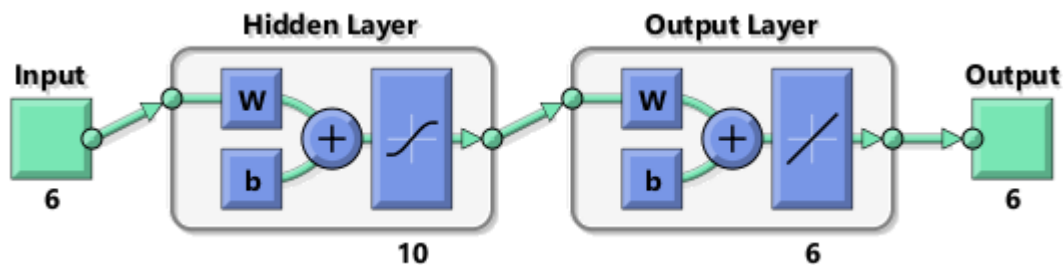
Para esta etapa se define una red neuronal perceptrón de dos capas, la primera capa tiene diez (10) neuronas y la capa de salida tiene seis (6). La red neuronal se entrenó con el algoritmo de Levenberg-Marquardt para determinar el estado de correcto funcionamiento de cada PMDC. Esta red neuronal tiene seis (6) entradas, los cuales son los residuales estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ , que son filtrados previamente por una media móvil y normalizados por los valores de voltaje aplicados (entrada de voltaje) a cada PMDC y se espera que cada una de las seis salidas tome alguno de los siguientes valores: uno positivo “+1” para un funcionamiento correcto y uno negativo “-1” para falla o mal funcionamiento.

A continuación, se muestra la tabla con las entradas y salidas de esta red neuronal y el diagrama de bloques de la estructura de la red neuronal.

**Tabla 15***Entradas y salidas Red Neuronal -NN2-.*

TIPO	VALOR
Entrada 1	$\text{MovMean}(r_{V_1}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_1 y salida 1 de NN1
Entrada 2	$\text{MovMean}(r_{V_2}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_2 y salida 2 de NN1
Entrada 3	$\text{MovMean}(r_{V_3}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Left_3 y salida 3 de NN1
Entrada 4	$\text{MovMean}(r_{V_4}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_4 y salida 4 de NN1
Entrada 5	$\text{MovMean}(r_{V_5}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_5 y salida 5 de NN1
Entrada 6	$\text{MovMean}(r_{V_6}^*)$ normalizada por voltaje entrada PMDC Right_6 y salida 6 de NN1
Cada	1 Funcionalidad 100%
Salida	0 Funcionalidad 0%

Nota: Fuente el Autor

**Figura 36***Diagrama de bloques estructura red neuronal 2.*

Nota: Fuente el Autor

### 3.6.3 Descripción de red neuronal 3 -NN3-

Para esta etapa se define una red neuronal perceptrón de dos capas, la primera capa tiene diez (10) neuronas y la capa de salida tiene seis (6). La red neuronal se entrenó con el algoritmo de Levenberg-Marquardt para determinar el factor de corrección de la contraparte del tren izquierdo

o derecho cuando existe una falla en su homologo derecho o izquierdo respectivamente. Esta red neuronal tiene doce (12) entradas, que son todas salidas de la red neuronal 1 y la red neuronal 2 y se espera que cada una de las seis salidas sea lineal y tome un valor entre cero “0” (funcionalidad a 0%) y uno “1” (funcionalidad 100%), lo anterior, determina el factor de operación a aplicar al voltaje de entrada de los PMDCs del tren funcional, su salida depende del estado de operación de su contraparte, y el objetivo es continuar el movimiento del SSWMR en linea recta.

A continuación, se muestra la tabla con las entradas y salidas de esta red neuronal y el diagrama de bloques de la estructura de la red neuronal.

**Tabla 16**

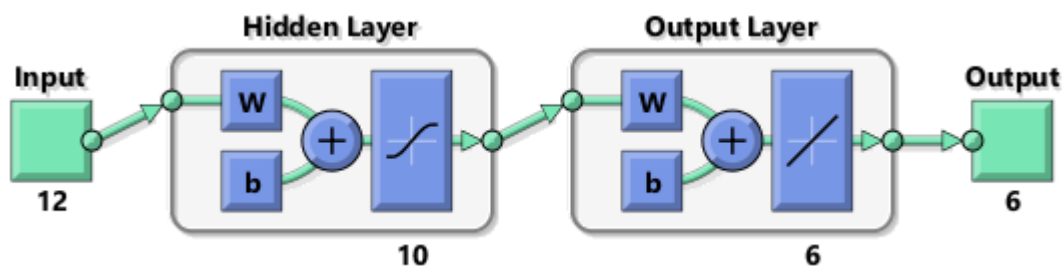
*Entradas y salidas Red Neuronal -NN3-.*

<b>TIPO</b>	<b>VALOR</b>
Entrada 1	Salida 1 de NN1
Entrada 2	Salida 2 de NN1
Entrada 3	Salida 3 de NN1
Entrada 4	Salida 4 de NN1
Entrada 5	Salida 5 de NN1
Entrada 6	Salida 6 de NN1
Entrada 7	Salida 1 de NN2
Entrada 8	Salida 2 de NN2
Entrada 9	Salida 3 de NN2
Entrada 10	Salida 4 de NN2
Entrada 11	Salida 5 de NN2
Entrada 12	Salida 6 de NN2
Cada Salida	Lineal entre 0 y 1

Nota: Fuente el Autor

**Figura 37**

Diagrama de bloques estructura red neuronal 3.



Nota: Fuente el Autor

### 3.6.4 Entrenamiento redes neuronales

Las redes neuronales se entrenaron con los escenarios descritos en Tabla 11 correspondientes a fallas en las ruedas de acuerdo con los niveles de tensión de fallas indicados a continuación:

**Tabla 17**

Escenarios de falla para entrenamiento de la Red Neuronal.

Falla	Tensión de falla	SI unit
Falla 2	$20\% * V_{Nominal}$	V
Falla 4	$40\% * V_{Nominal}$	V
Falla 5	$50\% * V_{Nominal}$	V
Falla 7	$70\% * V_{Nominal}$	V
Falla 9	$90\% * V_{Nominal}$	V
Falla 10	$100\% * V_{Nominal}$	V

Nota: Fuente el Autor

Y se probó su grado de ajuste con los siguientes escenarios de falla.

**Tabla 18**

*Escenarios de falla para prueba de ajuste de la Red Neuronal.*

Falla	Tensión de falla	SI unit
Falla 1	$10\% * V_{Nominal}$	V
Falla 3	$30\% * V_{Nominal}$	V
Falla 6	$60\% * V_{Nominal}$	V
Falla 8	$80\% * V_{Nominal}$	V

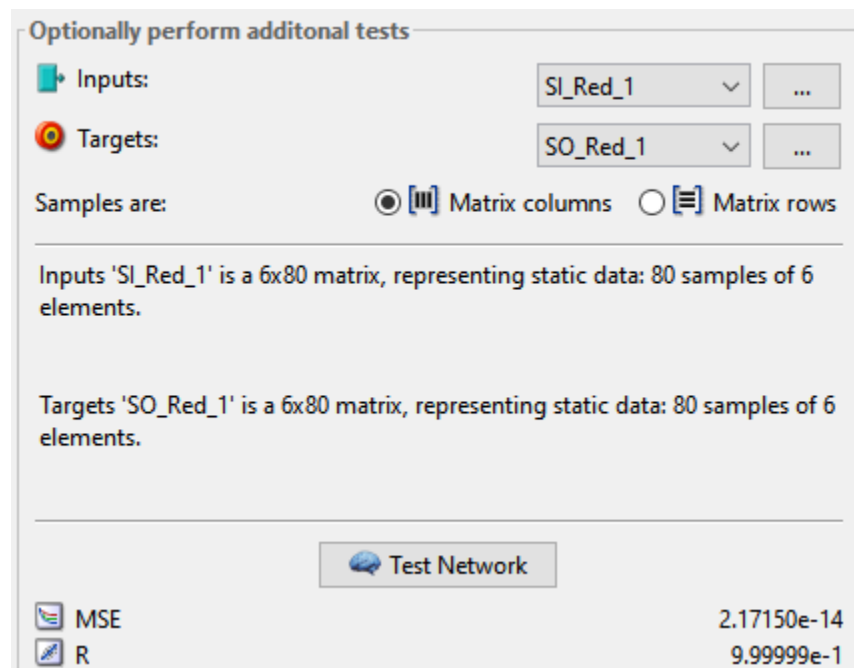
Nota: Fuente el Autor

### 3.6.4.1 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN1

A continuación, se muestran los resultados del entrenamiento con los escenarios de Tabla 17 y pruebas de ajuste de la red neuronal con las fallas indicadas en Tabla 18.

**Figura 38**







*Resultado de validación de ajuste de red neuronal 1.*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 39**

*Resultado de entrenamiento de red neuronal 1.*

Results			
	 Samples	 MSE	 R
 Training:	85	1.86804e-14	9.99999e-1
 Validation:	18	2.36946e-14	9.99999e-1
 Testing:	18	3.35815e-14	9.99999e-1

Nota: Fuente el Autor


### 3.6.4.2 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN2


A continuación, se muestran los resultados del entrenamiento con los escenarios de Tabla 17 y pruebas de ajuste de la red neuronal con las fallas indicadas en Tabla 18.



**Figura 40**

*Resultado de validación de ajuste de red neuronal 2.*

Optionally perform additional tests

 Inputs:  ...

 Targets:  ...


Samples are:   Matrix columns   Matrix rows

---


Inputs 'SI\_Red\_2' is a 6x80 matrix, representing static data: 80 samples of 6 elements.


Targets 'SO\_Red\_2' is a 6x80 matrix, representing static data: 80 samples of 6 elements.

---

 Test Network

---







 MSE 3.66339e-9

 R 9.99999e-1

Nota: Fuente el Autor

**Figura 41**

*Resultado de entrenamiento de red neuronal 2.*

Results			
	 Samples	 MSE	 R
 Training:	85	1.81338e-9	9.99999e-1
 Validation:	18	1.21542e-8	9.99999e-1
 Testing:	18	1.39560e-8	9.99999e-1

Nota: Fuente el Autor




### 3.6.4.3 Resultados de entrenamiento y pruebas de NN3




A continuación, se muestran los resultados del entrenamiento con los escenarios de Tabla 17 y pruebas de ajuste de la red neuronal con las fallas indicadas en Tabla 18.



**Figura 42**

*Resultado de validación de ajuste de red neuronal 3.*

Optionally perform additional tests

 Inputs:   

 Targets:   

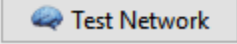
Samples are:   Matrix columns   Matrix rows

---


Inputs 'SI\_Red\_3' is a 12x80 matrix, representing static data: 80 samples of 12 elements.


Targets 'SO\_Red\_3' is a 6x80 matrix, representing static data: 80 samples of 6 elements.

---

 Test Network

---







 MSE 7.63290e-8

 R 9.99999e-1

Nota: Fuente el Autor

**Figura 43**

*Resultado de entrenamiento de red neuronal 3.*

Results			
	 Samples	 MSE	 R
 Training:	85	7.79416e-10	9.99999e-1
 Validation:	18	4.26929e-7	9.99991e-1
 Testing:	18	5.09512e-7	9.99995e-1

Nota: Fuente el Autor

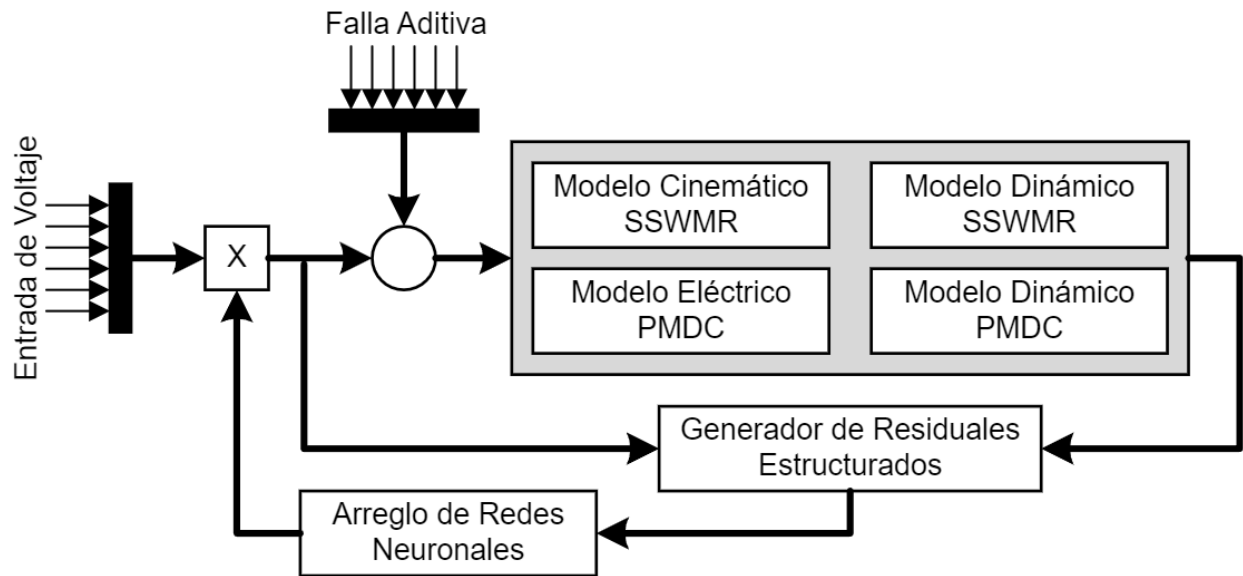
### 3.7 Resultado de simulación

La interacción de los modelos matemáticos de la cinemática, dinámica y eléctricos para el SSWMR y los PMDC, la generación de los residuales estructurados para la detección de fallas aditivas en la entrada de los PMDC y el análisis, diagnóstico y compensación de ellas (fallas) a través de un sistema tolerante a falla que utiliza un arreglo de tres redes neuronales de tipo perceptrón de dos capas, fueron utilizados con el fin de simular diferentes escenarios de falla de acuerdo con las combinaciones entre fallas en las ruedas Tabla 11 y el tamaño de la falla aditiva Tabla 12 con respecto a la tensión nominal de los PMDC.

Asimismo, se presenta en la siguiente figura el diagrama de bloques general del sistema a simular:

**Figura 44**

*Diagrama de bloques general del sistema a simular*



Nota: Fuente el Autor

Para la ejecución de las simulaciones se utilizaron los parámetros eléctricos y mecánicos de los PMDC presentados en Tabla 6, y los dinámicos y cinemáticos de SSMWR en Tabla 19.

**Tabla 19**

*Parámetros dinámicos y cinemáticos del SSMWR*

Parámetro	valor	SI unidad
Radio rueda	3.2385e-2	m
Distancia A	1.1430e-1	m
Distancia L	1.2573e-1	m
Masa Robot, $m_x$	1.3	kg
Inercia Robot, $I_x$	9.6242e-3	kg m <sup>2</sup>
Coefficiente de Fricción, $\mu_x$	1e-1	---

Nota: Fuente el Autor

En Tabla 20 se muestran los tiempos de simulación cuando se enciende el PMDC, induce la falla aditiva en la entrada de voltaje, aplica el factor de salida del sistema tolerante a fallas con red neuronal a la tensión de entrada del PMDC y el apagado del PMDC .

Nota: El sistema tolerante a fallas con redes neuronales actúa de manera continua durante la ejecución de la simulación y se muestra el comportamiento del sistema antes y después de la inducción de la falla, adicionalmente, se establece un retardo 3[s] para aplicar la corrección en las entradas del PMDC, lo anterior, con el fin de apreciar el efecto que causa la falla en el movimiento del SSWMR.

**Tabla 20**

*Tiempos de Simulación*

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>	<b>SI unidad</b>
Inicio de simulación	0	s
Aplicación tensión de entrada PMDC	1	s
Aplicación de falla aditiva a la tensión de entrada del PMDC	4	s
Aplicación de la corrección (salida) del arreglo de red neuronal a la entrada en estado de falla	7	s
Apagado de los PMDC	10	s
Final de simulación	11	s

Nota: Fuente el Autor

La simulación de falla se ejecuta de la siguiente forma:

- La simulación comienza aplicando una función escalon de voltaje nominal a todos los PMDC.
- Cuando el sistema es estable, la falla (voltaje cero en la entrada) se aplica a una o más ruedas simultáneamente según el escenario de falla.

- La falla inducida tiene la misma magnitud y signo para todos los PMDC a los que se aplican escenarios de simulación de falla. Los PMDC que tienen la función correcta, según el escenario de simulación, mantienen la tensión nominal.

### 3.7.1 Escenario de simulación libre de falla -DW\_Full-

Esta es una simulación sin fallas en los PMDC, el voltaje de entrada inicial y final es de 5[V].

La Figura 45 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada de PMDC *Left 1*, *Left 2*, *Left 3* y *Right 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

La Figura 46 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuos estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ , y se evidencia que todos tienen valor cero “0”, y asimismo, para este caso las salidas de las redes neuronales NN1, NN2 y NN3 tienen un valor de uno “1” en todo el tiempo de simulación ver Tabla 21.

**Tabla 21**

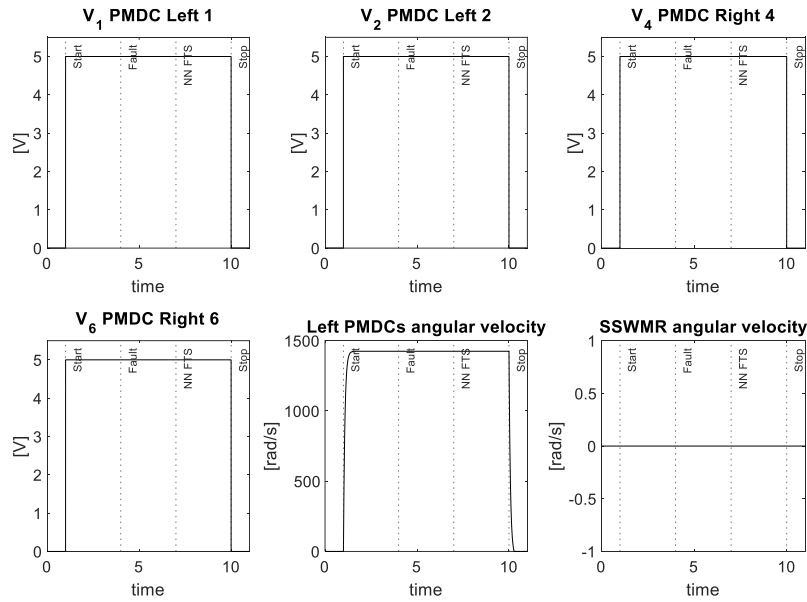
*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación sin falla*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out3	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out4	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out5	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out6	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Nota: Fuente el Autor

**Figura 45**

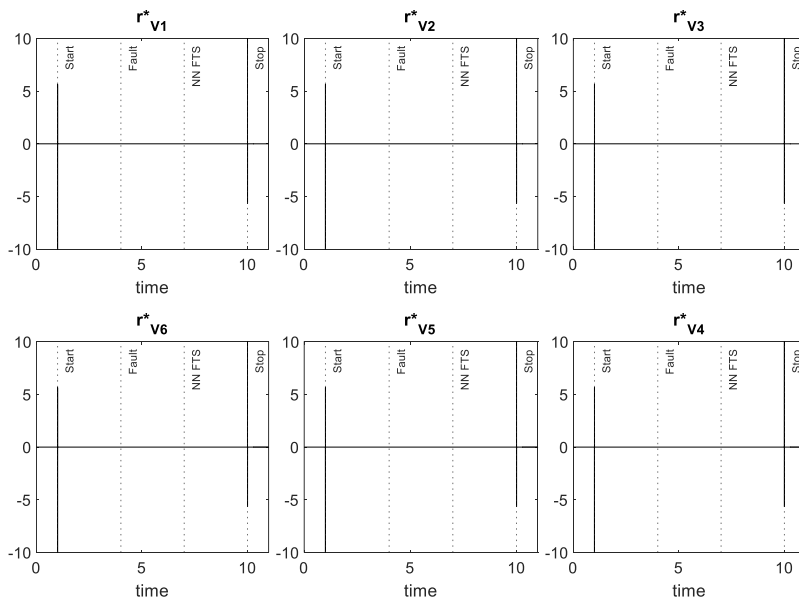
*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación sin falla*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 46**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación sin falla*



Nota: Fuente el Autor

### 3.7.2 Escenarios de falla de simulación -Dw\_1-, -Dw\_2- y -Dw\_2- con Falla 10

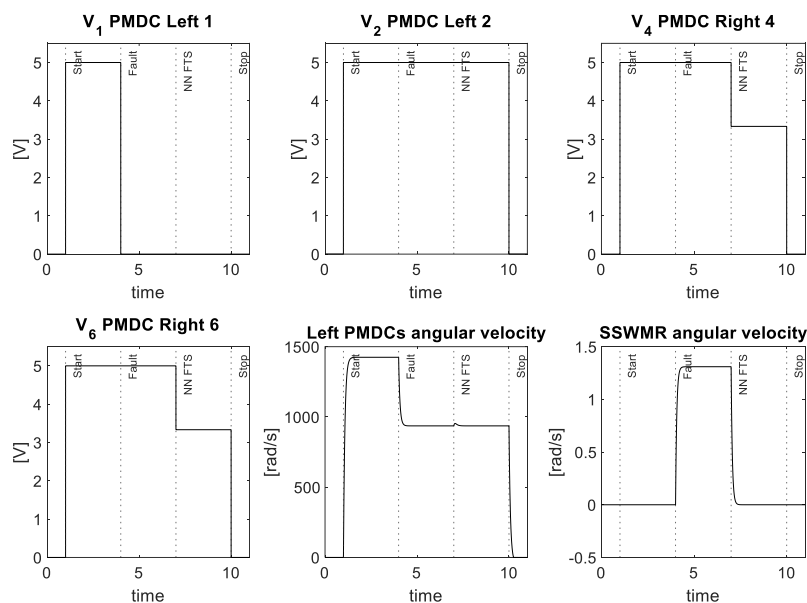
Para el desarrollo de esta simulación la falla inducida se aplica en el PMDC *Left 1*, el voltaje de entrada inicial en el PMDC es  $5[V]$  y la falla aditiva es  $5[V]$ , es decir, pérdida total de control de potencia en este motor.

La Figura 47 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada del PMDC *Left 1*, incluyendo la falla aditiva en la entrada, igualmente se presentan *Left 2*, *Left 3* y *Right 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

Además, los niveles de voltaje y las velocidades angulares se pueden observar antes de la falla, después de la falla inducida y luego de la corrección del voltaje de entrada de los PMDC por parte del sistema tolerante a fallas con redes neuronales.

**Figura 47**

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1*

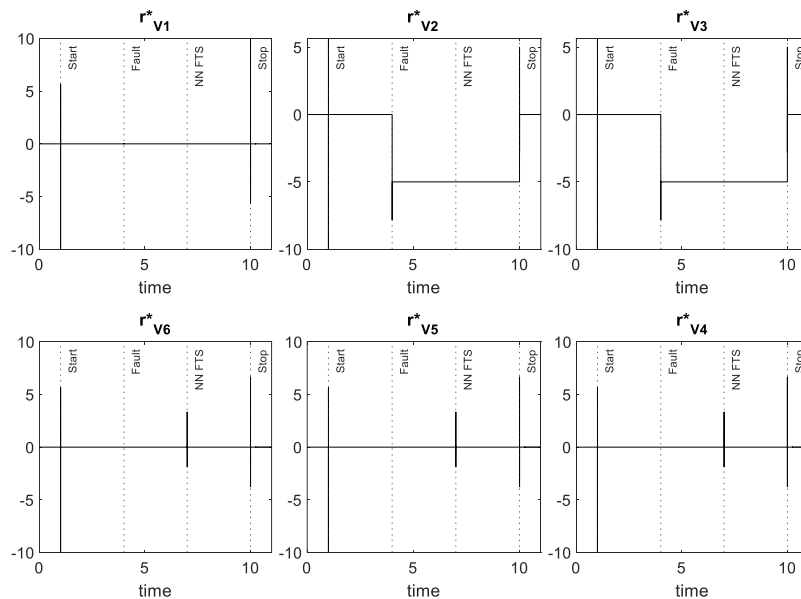


Nota: Fuente el Autor

La Figura 48 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuales estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$  antes de la falla, después de la falla inducida y luego de la corrección del voltaje de entrada del PMDC por parte del sistema tolerante a fallas con redes neuronales. La falla inducida se detecta con los residuales  $r_{V2}^*$  y  $r_{V3}^*$ , ambos tienen valor negativo de magnitud cinco “5”. Además, se evidencia que los residuales  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ , no cambiaron después de la falla y la aplicación de la corrección al voltaje de entrada de los PMDC.

**Figura 48**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1*



Nota: Fuente el Autor

Las salidas de cada red neuronal antes de la falla inducida, después de la inducción de la falla y luego de la corrección de voltaje de entrada del PMDC realizada por el sistema tolerante a fallas con un arreglo de red neuronal son: antes de la falla inducida, NN1, NN2 y NN3 tienen todas las salidas en uno “1”, después de una falla, la salida 1 de NN1 detecta que el PMDC tiene el 0 % de la funcionalidad, la salida 1 de NN2 detecta un motor defectuoso y el NN3 corrige el factor al 67 % de la funcionalidad de los PMDCs derechos para conducir SSWMR en línea recta y luego de

la aplicación de la corrección NN1 detecta el motor averiado como 0 % de la funcionalidad y 67 % para el tren derecho, NN2 salida 1 como motor averiado “-1”, y NN3 tiene la misma salida anterior del 67 %. Lo anterior se muestra en Tabla 22

**Tabla 22**

*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out3	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out4	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67
Out5	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67
Out6	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67

Nota: Fuente el Autor

### 3.7.2.1 Resultados escenario Dw\_2

A continuación, se muestran las respuestas de los residuales y la salida del arreglo de redes neuronales al inducir la falla anterior, en el motor PMDC *Left 2*.

**Tabla 23**

*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 2*

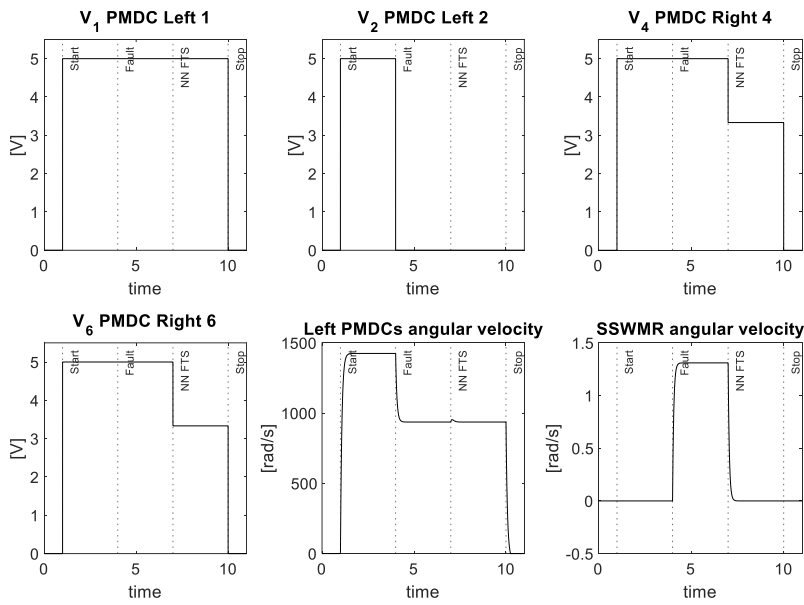
	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out2	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out3	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out4	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out5	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67
Out6	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67

Nota: Fuente el Autor

**Figura 49**

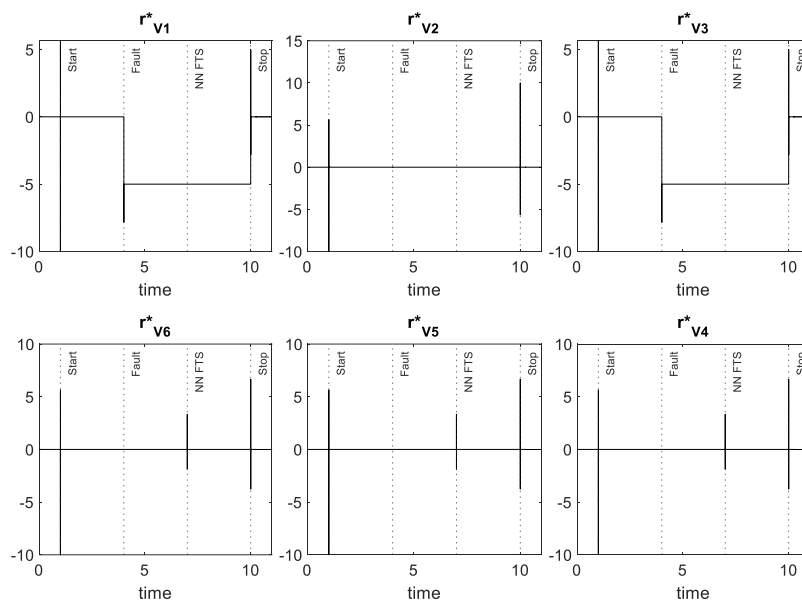
*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 2*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 50**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 2*



Nota: Fuente el Autor

**3.7.2.2 Resultados escenario Dw3**

A continuación, se muestran las respuestas de los residuales y la salida del arreglo de redes neuronales al inducir la falla anterior, en el motor PMDC *Left 2*.

**Tabla 24**

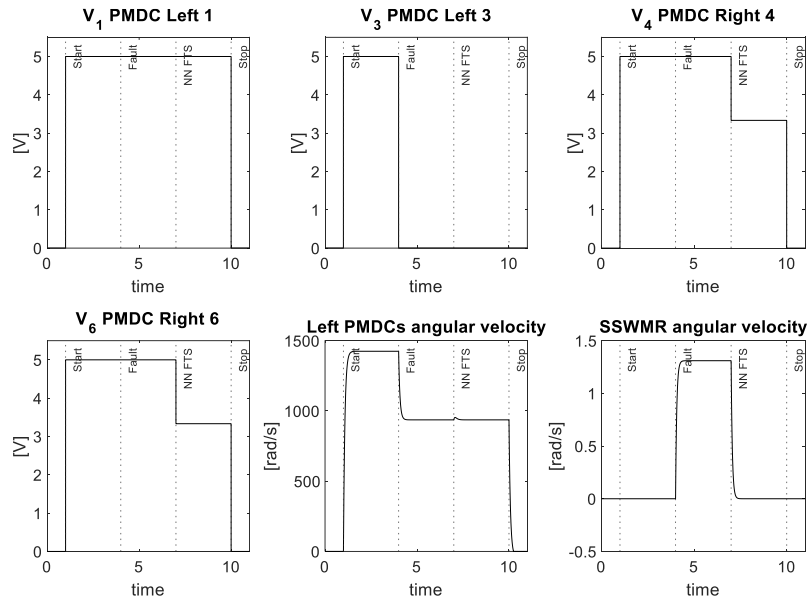
*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 3*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out3	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out4	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67
Out5	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67
Out6	1	1	1	1	1	0.67	0.67	1	0.67

Nota: Fuente el Autor

**Figura 51**

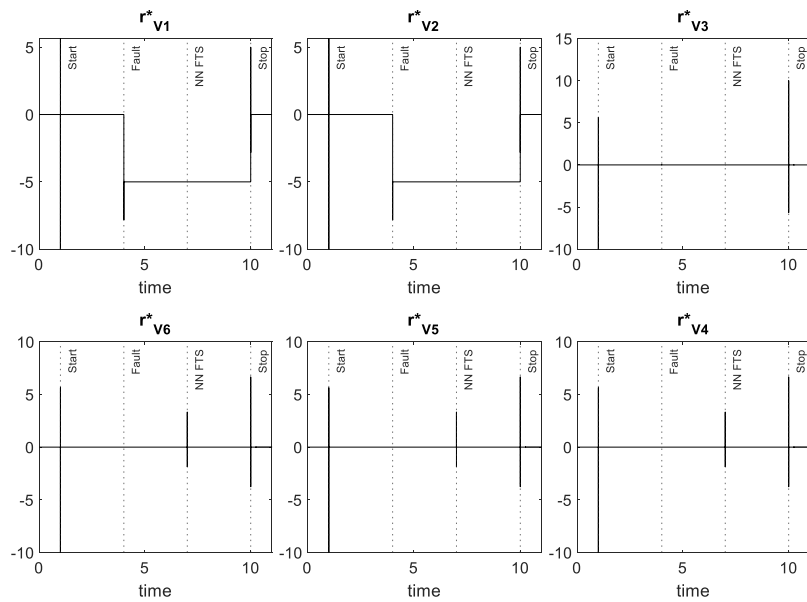
*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 3*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 52**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 3*



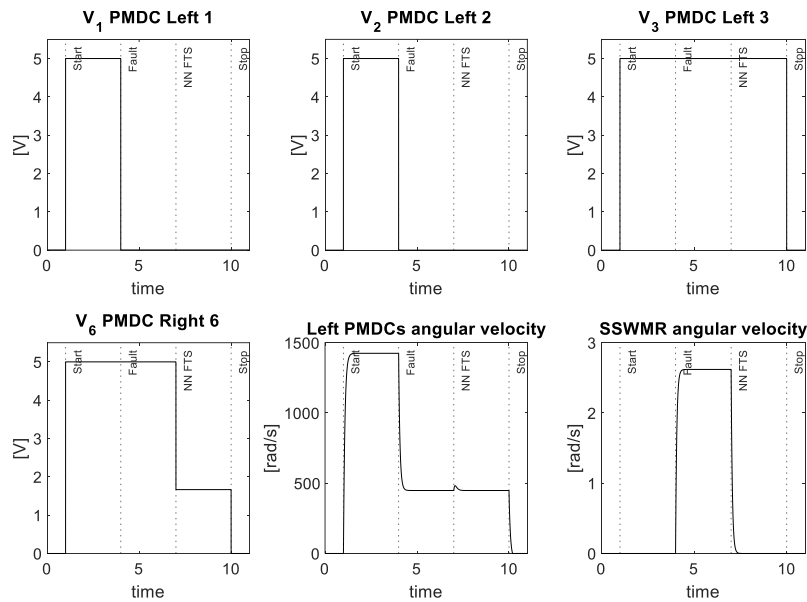
Nota: Fuente el Autor

3.7.3 Escenario de falla de simulación -Dw\_1\_2- con Falla 10

La falla inducida para el desarrollo de esta simulación se aplica a los PMDC *Left 1* y *Left 2*, la tensión de entrada inicial en el PMDC es  $5[V]$  y la falla aditiva es  $5[V]$ . La Figura 53 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada de PMDC *Left 1* y *Left 2*, *Left 3* y *Right 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

**Figura 53**

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Left 2*



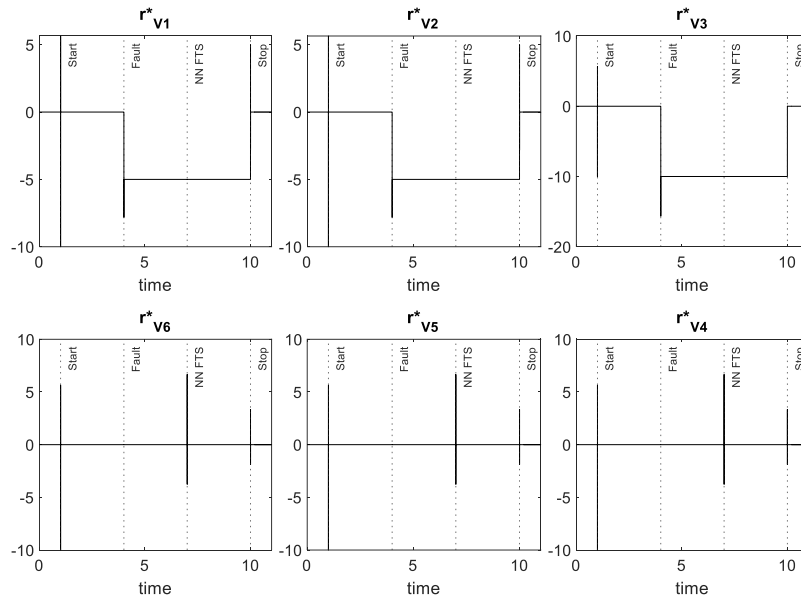
Nota: Fuente el Autor

La Figura 54 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuos estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ . La falla inducida se detecta con los residuales  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$  y  $r_{V3}^*$ , todos tienen valores negativos, ahí es posible observar que  $r_{V1}^*$  y  $r_{V2}^*$  tienen diferente magnitud que  $r_{V3}^*$ , debido a que los PMDC *Left 1* y *Left 2* fueron a los que se le indujeron la falla. Además,

se evidencia de que los residuales  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ , no cambiaron después de la falla y la aplicación de la corrección al voltaje de entrada de los PMDC.

**Figura 54**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Left 2*



Nota: Fuente el Autor

Las salidas de cada red neuronal después de una falla fueron: salida 1 y salida 2 de NN1 detectan aquellos PMDC que tienen 0 % de la funcionalidad, NN2 salida 1 y salida 2 detectan motores defectuosos, y NN3 corrigen el factor al 33 % de la funcionalidad del tren derecho de PMDC para conducir SSWMR en línea recta y después de aplicar la corrección NN1 detecta los motores defectuosos como 0% de la funcionalidad, y 33% para el tren derecho, NN2 salida 1 y salida 2 como motores defectuosos y NN3 tiene la misma salida anterior. Lo descrito anteriormente se muestra en la siguiente tabla:

**Tabla 25**

*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC PMDC Left*

*1 y Left 2*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out2	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out3	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out4	1	1	1	1	1	0.33	0.33	1	0.33
Out5	1	1	1	1	1	0.33	0.33	1	0.33
Out6	1	1	1	1	1	0.33	0.33	1	0.33

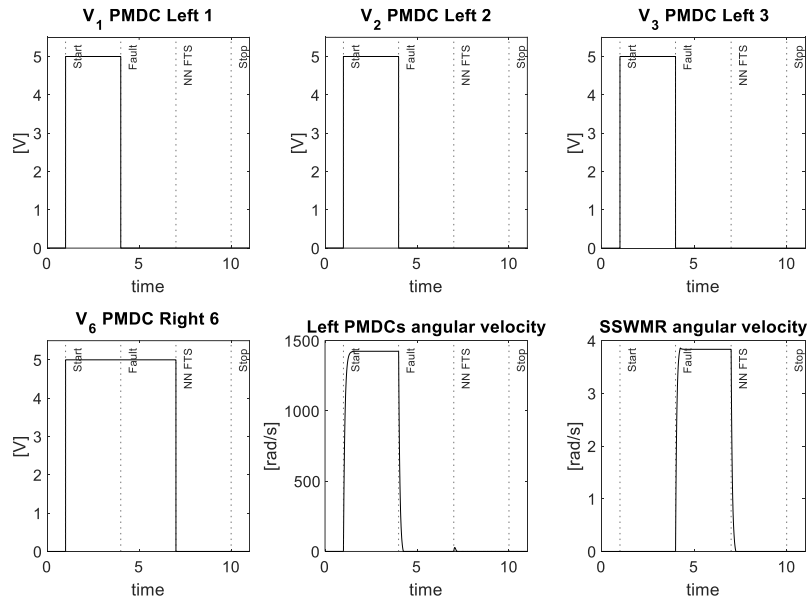
Nota: Fuente el Autor

### **3.7.4 Escenario de falla de simulación -Dw\_1\_2\_3- con Falla 10**

La falla inducida para el desarrollo de esta simulación se aplica en el PMDC *Left 1*, *Left 2* y *Left 3*, el voltaje de entrada inicial en el PMDC es de  $5[V]$ . La Figura 55 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada de PMDC *Left 1*, *Left 2*, *Left 3* y *Rigth 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

**Figura 55**

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2 y Left 3*



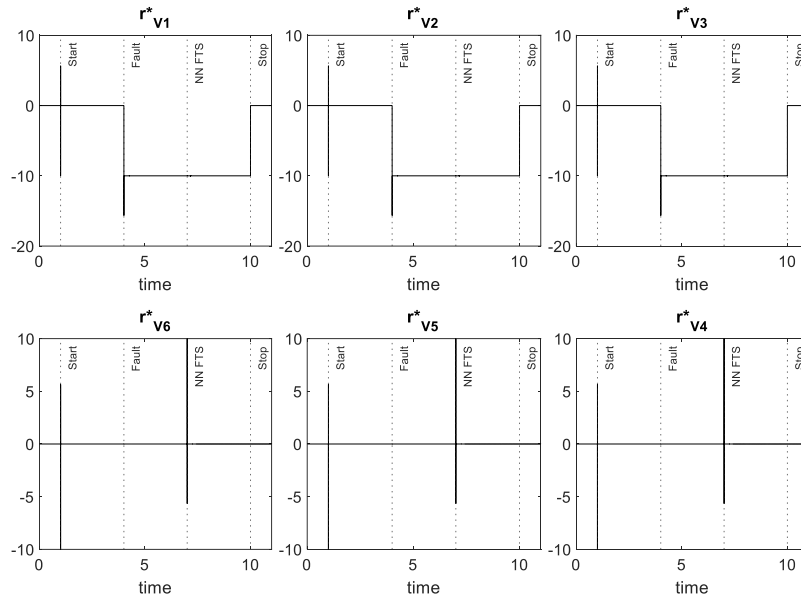
Nota: Fuente el Autor

La Figura 56 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuales estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$  antes de la falla, después de la falla inducida y luego de la corrección de la tensión de entrada del PMDC por parte del sistema tolerante a fallas con redes neuronales. La falla inducida se detecta con los residuales  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$  y  $r_{V3}^*$ , los tres residuales tienen el mismo valor negativo y magnitud. Además, se evidencia que los residuales  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ , no cambiaron después de la falla y la aplicación de la corrección al voltaje de entrada de los PMDC.

**Figura 56**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2 y*

*Left 3*



Nota: Fuente el Autor

Las salidas de cada red neuronal después de una falla fueron: salida 1, salida 2 y salida 3 de NN1 detectan que los PMDC del tren izquierdo tienen 0 % de funcionalidad, NN2 salida 1, salida 2 y salida 3 es -1, el cual, detecta los motores como defectuosos, y NN3 corrige el factor para 0 % de funcionalidad de los PMDC derechos porque no es posible conducir el SSWMR en esta condición de falla, y después de aplicar la corrección, NN1 detecta los motores defectuosos como 0 % de funcionalidad y 0 % para el tren derecho, NN2 salida 1, salida 2, y la salida 3 como motores defectuosos, y NN3 tiene la misma salida anterior. Asimismo, es de resaltar que el SSWMR se queda inmóvil, ya que no es posible mantener el rumbo en línea recta.

**Tabla 26**

*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left*

*2 y Left 3*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out2	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out3	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out4	1	1	1	1	1	0	0	1	0
Out5	1	1	1	1	1	0	0	1	0
Out6	1	1	1	1	1	0	0	1	0

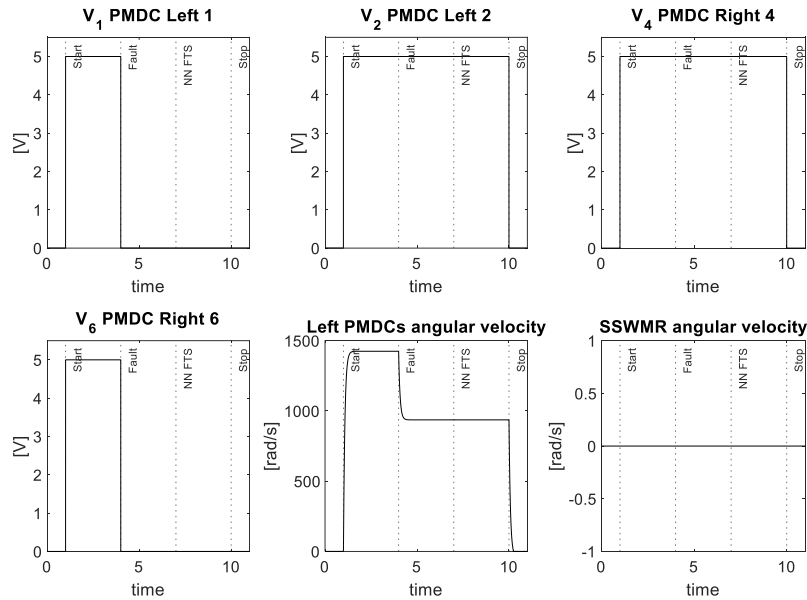
Nota: Fuente el Autor

### **3.7.5 Escenario de falla de simulación -Dw\_1\_6- con Falla 10**

La falla inducida para el desarrollo de esta simulación se aplica a los PMDC *Left 1* y *Right 6*, la tensión de entrada inicial en el PMDC es  $5[V]$  y la falla aditiva es  $5[V]$ . La Figura 57 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada de PMDC *Left 1* y *Left 2*, *Left 3* y *Right 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

**Figura 57**

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Right 6*

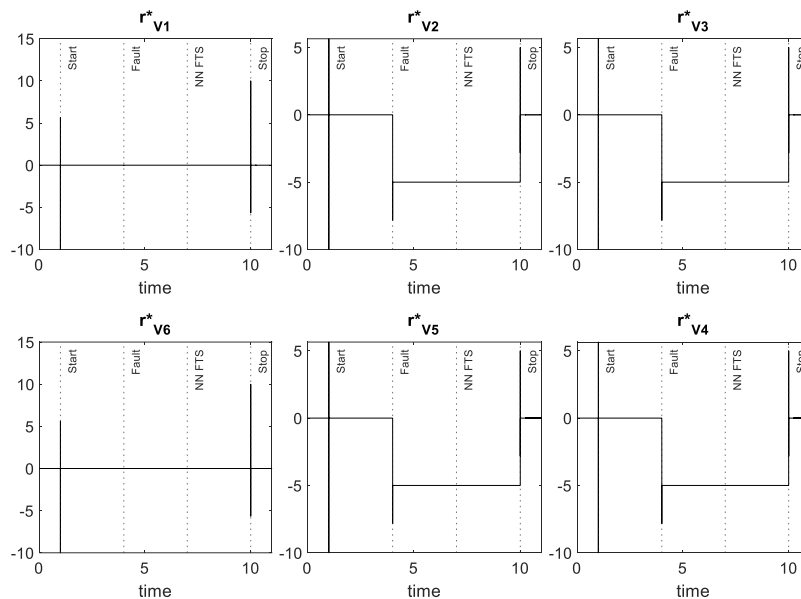


Nota: Fuente el Autor

La Figura 58 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuales estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$  antes de la falla, después de la falla inducida y luego de la corrección del voltaje de entrada del PMDC por parte del sistema tolerante a fallas con redes neuronales. La falla inducida se detecta con los residuales  $r_{V2}^*$  y  $r_{V3}^*$  para la falla del PMDC Left 1 y  $r_{V4}^*$  y  $r_{V5}^*$  para la falla del PMDC Right 6 todos tienen valor negativo de magnitud cinco “5”. Además, se evidencia que los residuales  $r_{V1}^*$  y  $r_{V6}^*$ , no cambiaron después de la falla y la aplicación de la corrección al voltaje de entrada de los PMDC.

**Figura 58**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1 y Right6*



Nota: Fuente el Autor

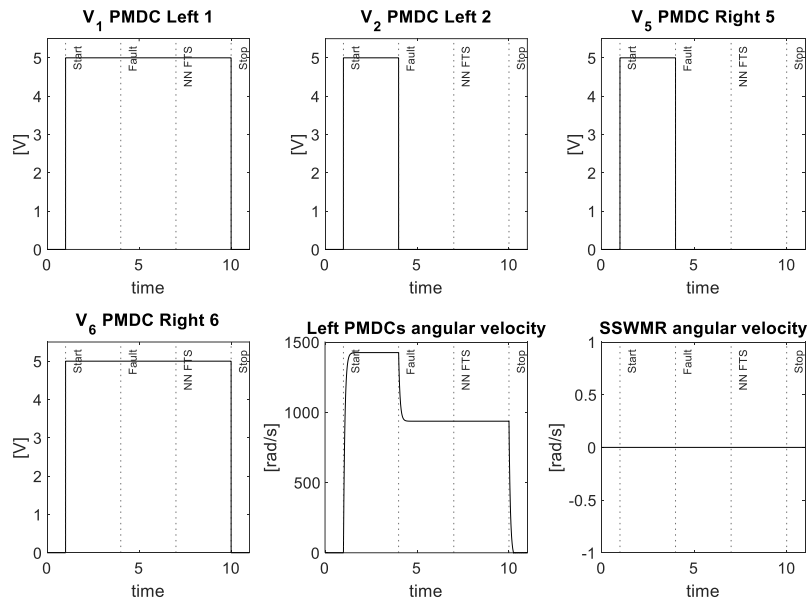
Las salidas de cada red neuronal después de una falla fueron: salida 1 y salida 6 de NN1 detectan aquellos PMDC que tienen 0 % de la funcionalidad, NN2 salida 1 y salida 6 detectan motores defectuosos, y NN3 mantienen el factor al 100 % de la funcionalidad del tren derecho e izquierdo de los PMDCs para conducir SSWMR en línea recta, ya que, la falla baja la velocidad de desplazamiento, pero no induce un giro en el SSWMR y después de aplicar la corrección NN1 detecta los motores defectuosos como 0% de la funcionalidad, y 100 % para el tren derecho e izquierdo, NN2 salida 1 y salida 6 como motores defectuosos y NN3 tiene la misma salida anterior. Lo descrito anteriormente se muestra en la siguiente tabla:



Nota: Fuente el Autor

**Figura 59**

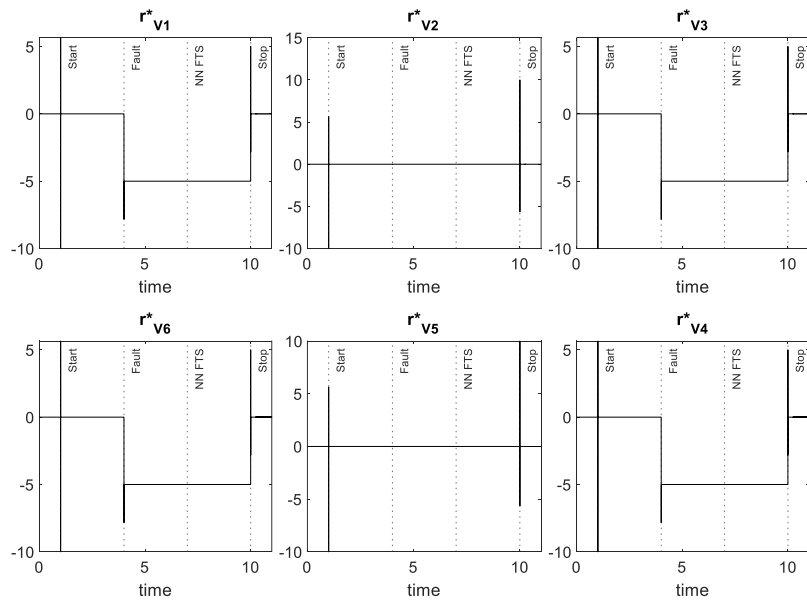
*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 2 y Right 5*



Nota: Fuente el Autor

**Figura 60**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left2 y Right5*



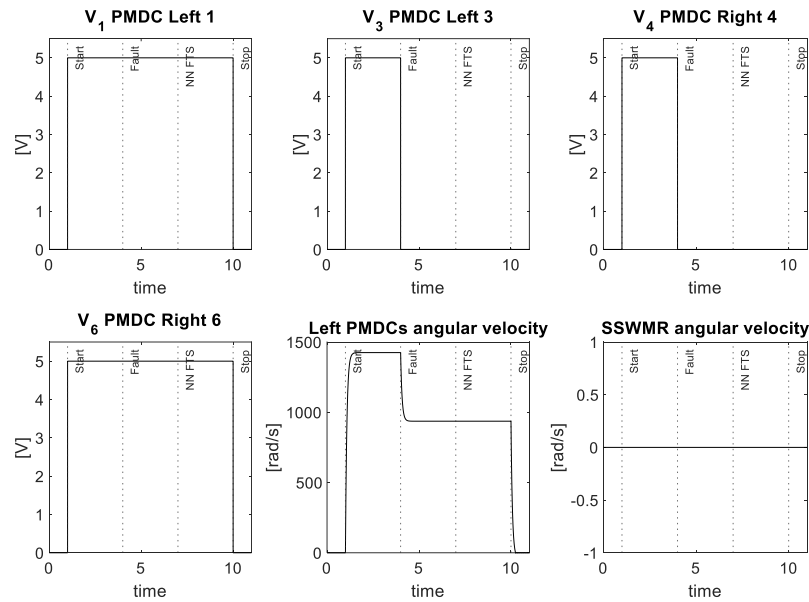
Nota: Fuente el Autor



Nota: Fuente el Autor

### Figura 62

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PMDC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 3 y Right 4*



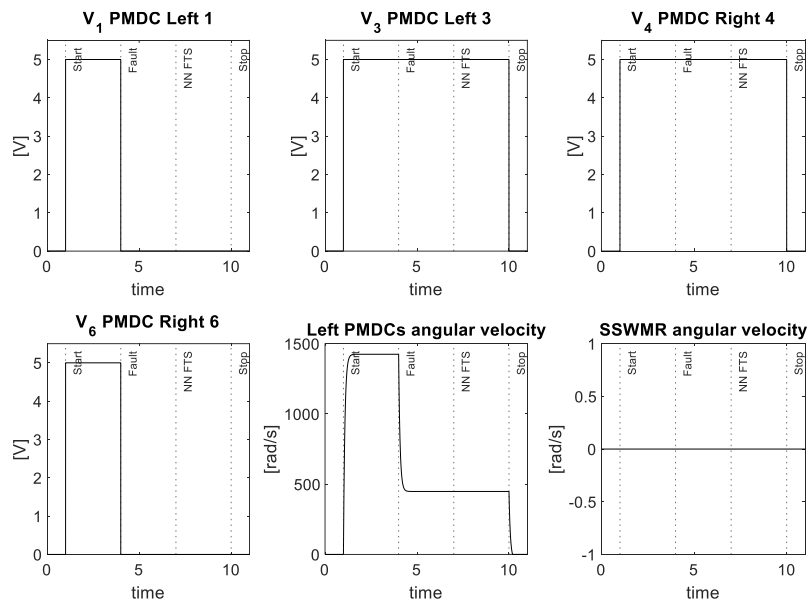
Nota: Fuente el Autor

### 3.7.6 Escenario de falla de simulación -Dw\_1\_2\_5\_6- con Falla 10

La falla inducida para el desarrollo de esta simulación se aplica a los PMDC *Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6*, la tensión de entrada inicial en el PMDC es  $5[V]$  y la falla aditiva es  $5[V]$ . La Figura 57 muestra el comportamiento durante la simulación de los voltajes de entrada de PMDC *Left 1 y Left 2, Left 3 y Right 6*; y las velocidades angulares de los PMDC del tren izquierdo y del SSWMR.

**Figura 63**

*Voltaje de entrada motores, velocidad angular PDMC Izquierdos y SSWMR en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6*

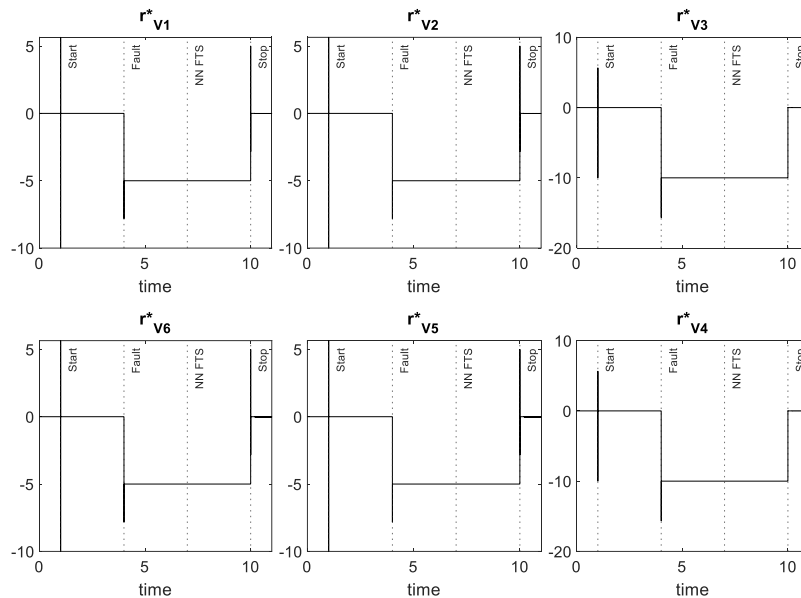


Nota: Fuente el Autor

La Figura 58 muestra el comportamiento durante la simulación de los residuos estructurados  $r_{V1}^*$ ,  $r_{V2}^*$ ,  $r_{V3}^*$ ,  $r_{V4}^*$ ,  $r_{V5}^*$  y  $r_{V6}^*$ . La falla inducida se detecta con todos los residuales y tienen valores negativos, ahí es posible observar que  $r_{V1}^*$  y  $r_{V2}^*$  tienen diferente magnitud que  $r_{V3}^*$ , debido a que los PMDC *Left 1* y *Left 2* fueron a los que se le indujeron la falla, de igual forma sucede para el tren derecho.

**Figura 64**

*Comportamiento de residuales en escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6*



Nota: Fuente el Autor

Las salidas de cada red neuronal después de una falla fueron: salida 1, salida 2, salida 5 y salida 6 de NN1 detectan aquellos PMDC que tienen 0 % de la funcionalidad, NN2 salida 1, salida 2, salida 5 y salida 6 detectan motores defectuosos, y NN3 mantienen el factor al 100 % de la funcionalidad del tren derecho e izquierdo de los PMDCs para conducir SSWMR en línea recta, ya que, la falla baja la velocidad de desplazamiento, pero no induce un giro en el SSWMR y después de aplicar la corrección NN1 detecta los motores defectuosos como 0% de la funcionalidad, y 100% para el tren derecho e izquierdo, NN2 salida 1, salida 2, salida 5 y salida 6 como motores defectuosos y NN3 tiene la misma salida anterior. Lo descrito anteriormente se muestra en la siguiente tabla:

**Tabla 30**

*Salidas de la red neuronal durante el escenario de simulación de falla PMDC Left 1, Left 2, Right 5 y Right 6*

	Antes de falla $1 \leq t < 4 [s]$			Después de falla $4 \leq t < 7 [s]$			Después de corrección de NN $7 \leq t < 10 [s]$		
	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3	NN1	NN2	NN3
Out1	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out2	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out3	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out4	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Out5	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1
Out6	1	1	1	0	-1	1	0	-1	1

Nota: Fuente el Autor

#### 4. Conclusiones

- El uso de la analogía de la cinemática del robot móvil diferencial ideal, facilita el desarrollo del modelo dinámico y cinemático aproximado para el SSMWR de seis ruedas, el cual permite el diseño, desarrollo y evaluación del comportamiento del sistema tolerante a fallas propuesto y aplicado al PMDC del SSMWR.
- Se desarrolló y validó el modelo matemático para el movimiento del robot móvil SSMWR bajo las condiciones controladas de desplazamiento en línea recta en superficie plana y cero grados de inclinación; y, en los substratos: asfalto y cerámica (baldosas o porcelanato) y con potencia transmisión total del robot a 39%, 52 %, 76% y 100% con un error absoluto medio menor al 20 %.
- Se diseñó, desarrolló y programó un modelo computacional de una estrategia tolerante a falla utilizando modelos de redes neuronales, para el análisis, diagnóstico y compensación energética de la transmisión del robot SSMWR; ante la presencia de un fallo bajo las condiciones controladas de superficie, desplazamiento en línea recta en una dimensión de acuerdo los escenarios de falla propuestos.
- La normalización de los residuales estructurados con los valores de tensión configurados para cada PMDC, facilita el diagnóstico de fallas aditivas en la entrada, aun cuando estas puedan variar en el rango de cero al valor de tensión nominal de PMDC.
- Las redes neuronales utilizadas fueron entrenadas para reducir el voltaje del tren que está funcionando correctamente, con el fin que el SSMWR se mueva en línea recta. Se propone como trabajo futuro que en el tren que presente fallas pueda compensar con el incremento de voltaje de entrada aplicado a motores que operen correctamente sin exceder el voltaje nominal PMDC.

- Las ecuaciones polinómicas de los residuos estructurados que se encontraron a partir de los residuos polinómicos primarios tienen derivadas de 1 y 2 orden, por lo tanto, cambios fuertes en la señal de entrada provocan picos en los residuos, lo que se mejoró utilizando filtros de promedio móvil.
- El sistema tolerante a fallas propuesto cuando se induce una falla puede seguir una línea recta con una precisión del 99 por ciento en cualquier PMDC en comparación con las simulaciones SSWMR sin fallas.

### Referencias Bibliográficas

Águeda Casado, E., Gómez Morales, T., & Martín Navarro, J. (2012). *Sistemas de transmisión y frenado*. Paraninfo.

Asokan, A., & Sivakumar, D. (2007). Model based fault detection and diagnosis using structured residual approach in a multi-input multi-output system. *Serbian Journal of Electrical Engineering*, 4(2), 133–145. <https://doi.org/10.2298/SJEE0702133A>

Avizienis, A., Laprie, J.-C., Randell, B., & Landwehr, C. (2004). Basic concepts and taxonomy of dependable and secure computing. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 1(1), 11–33. <https://doi.org/10.1109/TDSC.2004.2>

Britz, D. (2015, September 17). *Recurrent Neural Networks Tutorial, Part 1 – Introduction to RNNs – WildML*. <http://www.wildml.com/2015/09/RECURRENT-NEURAL-NETWORKS-TUTORIAL-PART-1-INTRODUCTION-TO-RNNS/>

Budynas, R. G., & Nisbett, J. K. (2012). *Diseño en ingeniería mecánica de Shigley (9a. ed.)*. (p. 1168). McGraw-Hill Interamericana. <http://public.ebookcentral.proquest.com/choice/publicfullrecord.aspx?p=3216918>

Chiasson, J. N. (2005). *Modeling and high-performance control of electric machines*. Wiley-Interscience.

Crestani, D., Godary-Dejean, K., & Lapierre, L. (2015). Enhancing fault tolerance of autonomous mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 68, 140–155. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2014.12.015>

Fitzgerald, A. E., Kingsley, C., & Umans, S. D. (2014). *Electric machinery*. McGraw-Hill.

G.K., F., G.C., K., K.J., K., & 26th International Workshop on Principles of Diagnosis Supervision and Safety for Technical Processes, Safeprocess 2015, D. X. 2015-co-located with 9th

I. S. on F. D. (2015). Fault tolerant control for a 4-wheel skid steering mobile robot. *CEUR Workshop Proc. CEUR Workshop Proceedings, 1507*, 177–184.

Guru, B. S., & Hiziroglu, H. R. (2003). *Máquinas eléctricas y transformadores*. Oxford University Press.

Hagan, M. T. (2014). *Neural network design*.

Hernández Capacho, C. G., & Quijano Ortega, M. G. (2013). *Obtención experimental de los parámetros del motor que se utilizará en el sistema de locomoción de una esfera rodante* [Universidad Pontificia Bolivariana]. <http://hdl.handle.net/20.500.11912/504>

Isermann, R. (2006). *Fault-Diagnosis Systems*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

ISL Products. (n.d.). *Design Note: DC Motor / DC Gear Motor Basics*. Retrieved November 19, 2020, from <https://www.islproducts.com/design-notes/dc-motor-dc-gear-motor-basics/>

Javier Antonio Constain Arroyave. (2012). *Diseño e implementación de la teleoperación de un robot móvil*. Universidad Autónoma de Occidente.

Kamel, M. A., Yu, X., & Zhang, Y. (2018). Fault-Tolerant Cooperative Control Design of Multiple Wheeled Mobile Robots. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 26(2), 756–764. <https://doi.org/10.1109/TCST.2017.2679066>

Khan, R., Malik, F. M., Raza, A., & Mazhar, N. (2020). Comprehensive study of skid-steer wheeled mobile robots: development and challenges. *Industrial Robot: The International Journal of Robotics Research and Application*, 48(1), 142–156. <https://doi.org/10.1108/IR-04-2020-0082>

Kozłowski, K., & Pazderski, D. (2004). Modeling and control of a 4-wheel skid-steering mobile robot. *INTERNATIONAL JOURNAL OF APPLIED MATHEMATICS AND COMPUTER SCIENCE*, 14, 477–496.

Liao, J., Chen, Z., & Yao, B. (2019). Model-Based Coordinated Control of Four-Wheel Independently Driven Skid Steer Mobile Robot with Wheel–Ground Interaction and Wheel Dynamics. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(3), 1742–1752. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2869573>

Mandow, A., Martinez, J. L., Morales, J., Blanco, J. L., Garcia-Cerezo, A., & Gonzalez, J. (2007). Experimental kinematics for wheeled skid-steer mobile robots. *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1222–1227. <https://doi.org/10.1109/IROS.2007.4399139>

Muir, P. F., & Neuman, C. P. (1986). *Kinematic modeling of wheeled mobile robots* (p. 126). Carnegie-Mellon University, Robotics Institute.

Noura, H., Theilliol, D., Ponsart, J.-C., & Chamseddine, A. (2009). *Fault-tolerant Control Systems*. Springer London. <https://doi.org/10.1007/978-1-84882-653-3>

Picó, M. F. (2015). *Diseño de controladores tolerante a fallas aplicados a procesos de la industria química*. Universidad Nacional del Litoral.

Rabiee, S., & Biswas, J. (2019). A Friction-Based Kinematic Model for Skid-Steer Wheeled Mobile Robots. *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 8563–8569. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2019.8794216>

Restrepo Calle, F. (2011). *Co-diseño de sistemas hardware/software tolerantes a fallos inducidos por radiación* (p. 211).

Rozum Robotics LLC. (2019, May 13). *DC or AC Gearmotor: What Are the Gains?* <https://rozum.com/ac-gearmotor/>

Siegwart, R. Y., & Nourbakhsh, I. R. (2004). *Introduction to autonomous mobile robots*. MIT.

Stancu, A., Codres, E., & Puig, V. (2016). A fault hiding approach for the sliding mode fault-tolerant control of a non-holonomic mobile robot. *2016 3rd Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol)*, 7–14. <https://doi.org/10.1109/SYSTOL.2016.7739721>

Tec-Science. (2018, October 8). *Cylindrical gears*. <https://www.tec-science.com/mechanical-power-transmission/gear-types/cylindrical-gears/>