

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
ESCUELA DE POSGRADO



**DESARROLLO DE UN SISTEMA DE DIAGNÓSTICO
DE FALLAS EN LA DIRECCIÓN ASISTIDA
ELÉCTRICA DE AUTOMÓVILES**

Tesis para optar el Grado de:
Magíster en Ingeniería de Control y Automatización

Autor: Luis Angel Arias Copacandori
Asesor: Dr. Carlos Gustavo Pérez Zuñiga

Jurado

Dr. Antonio Manuel Morán Cárdenas

Dr. Carlos Gustavo Pérez Zuñiga

Dr. Juan Javier Sotomayor Moriano

Lima - Perú

2017

RESUMEN

Actualmente el índice de tránsito vehicular del parque automotor está creciendo sustancialmente y con ello también los altos índices de accidentes de tránsito. Si bien muchos de dichos accidentes se deben a factores humanos, es importante considerar que estos vehículos están propensos a fallas en sus sistemas debido a múltiples factores como son, la falta de mantenimiento, el corto tiempo de vida de los elementos del sistema vehicular, el uso continuo, las condiciones de las carreteras, etc. Es por ello que la detección oportuna de estas fallas permitirá reducir drásticamente pérdidas de vidas humanas, costosos gastos de recambio de piezas y sistemas, daños al medio ambiente a causa de malos funcionamientos, etc. Un elemento crítico de los vehículos actuales es el del sistema de dirección asistida que permite reducir el esfuerzo del conductor para maniobras de orientación del vehículo reduciendo los impactos en el volante y garantizando una adecuada estabilidad del vehículo. En esta tesis se aborda el diseño de un sistema de diagnóstico de fallas para el sistema de dirección asistida de un vehículo de categoría M1 (categorizado por el Ministerio de Transportes) con el objetivo de diagnosticar las fallas más relevantes de este sistema. El desarrollo de la tesis, se inicia con un estudio del modelamiento matemático del sistema de dirección asistido eléctrico (EPS por sus siglas en inglés). Posteriormente, se diseña el sistema de diagnóstico basado en 2 etapas. La primera es la detección de fallas, la cual está basada en la generación de Relaciones de Redundancia Analítica. Como segunda etapa, se diseña el sistema de diagnóstico de fallas utilizando Redes Neuronales Artificiales a fin de poder reconocer los tipos de fallas de manera más robusta ante las perturbaciones. Las pruebas de validación del sistema de diagnóstico se realizan utilizando los software de ingeniería Matlab y Carsim. Con estas pruebas se valida el adecuado funcionamiento del sistema de diagnóstico de fallas propuesto en un vehículo de categoría M1. Finalmente se propone un sistema para implementación en un vehículo real utilizando la plataforma Arduino.

AGRADECIMIENTOS

El autor de este trabajo de tesis, Luis Angel Arias Copacandori, agradece la subvención de FONDECYT-CONCYTEC a través del convenio 2015-034 FONDECYT, en el marco del cual se desarrolló la presente tesis: “Desarrollo de un Sistema de Diagnóstico de Fallas en la Dirección Asistida Eléctrica de Automóviles”.

Agradecer a Dios por todas las oportunidades que me da en la vida para seguir mis objetivos. A mis padres Anita Copacandori y Julio Arias, así como a mi hermana Joselyn Arias por haberme apoyado tanto toda la vida, les estoy eternamente agradecido, y todo lo que estoy logrando es por ellos.

A mis tíos y tías, que siempre me dieron ánimos para seguir adelante. También les agradezco muchísimo.

A mis amigos, que también siempre estuvieron apoyándome.

A mi asesor Dr. Carlos Gustavo Pérez Zúñiga, por el tiempo dedicado a esta tesis y los consejos que me ayudaron a desarrollarla exitosamente. También agradecer a Dr. Antonio Manuel Morán Cárdenas, que se dio un tiempo para ayudarme con la tesis.



DEDICATORIA

A toda mi familia en general por el apoyo que me brindaron todo este tiempo y en especial a mi madre, quien es mi motivo de seguir superándome cada día.

Contenido

INTRODUCCIÓN.....	1
1. ESTADO DEL ARTE DEL SISTEMA DE DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA EN AUTOMÓVILES..	4
1.1. Introducción	4
1.2. Estado del Arte de los Sistemas de Dirección Asistida EPS en Automóviles Categoría M1	5
1.2.1. Sistemas de Dirección.....	5
1.2.2. Geometría de los Sistemas de Dirección Vehicular.....	6
1.2.3. Tipos de Sistemas de Dirección.....	6
1.2.4. Funcionamiento del Sistema de Dirección EPS	8
1.3. Estado del Arte del Modelamiento Matemático del Sistema de Dirección Asistida EPS.....	9
1.4. Estado del Arte de los Métodos de Control del Sistema de Dirección Asistida EPS.....	9
1.5. Estado del Arte de los Métodos de Diagnóstico de Fallas en el Sistema de Dirección Asistida EPS	10
1.5.1. Diagnóstico de Fallas Basados en Observadores.....	10
1.5.2. Detección de Fallas Basados en Relaciones de Redundancia Analítica	11
1.5.3. Detección de Fallas con Estimación Paramétrica	11
1.5.4. Diagnóstico de Fallas Basados en Sistemas Inteligentes.....	12
1.5.5. Sistema de Detección de Fallas Basados en Vibración	12
1.6. Fallas en el Sistema de Dirección EPS	13
1.7. Objetivos de la Investigación	14
2. MODELAMIENTO DEL SISTEMA DE DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA	14
2.1. Introducción	15
2.2. Descripción del Sistema de Dirección EPS para Vehículos M1	15
2.3. Diagrama Electromecánico del Sistema de Dirección EPS	16
2.4. Variables de Estado del Sistema EPS	17
2.5. Modelado Matemático del Sistema EPS.....	18
2.5.1. Modelo Matemático de la Dinámica del Eje Volante.....	18
2.5.2. Modelo Matemático de la Dinámica del Eje Columna.....	19
2.5.3. Modelo Matemático del Motor DC de Asistencia	20
2.5.4. Ley de Control	21
2.5.5. Modelo Matemático de la Dinámica de la Cremallera	22
2.5.6. Modelo Matemático de la Dinámica de las Ruedas.....	22
2.5.7. Representación en Espacio de Estados	24
2.6. Modelamiento Dinámico del Vehículo	26

2.6.1.	Dinámica Lateral del Vehículo	26
2.6.2.	Dinámica Longitudinal del Vehículo.....	28
2.7.	Validación del Modelo Obtenido del Sistema EPS	29
2.7.1.	Generación de Perturbación en las Ruedas.....	30
2.7.2.	Generación de Torque en el Timón (Volante).....	34
2.8.	Validación de la Dinámica del Vehículo	36
2.8.1.	Validación en Software Adams y Carsim.....	38
2.9.	Conclusiones del Capítulo	40
3.	DISEÑO DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS PARA LA DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA	41
3.1.	Introducción	41
3.2.	Fallas de Instrumentación y Parámetros en el Sistema de Dirección Asistida EPS.....	42
3.2.1.	Definición y Tipo de Fallas	42
3.2.2.	Fallas Comunes en el Sistema de Dirección EPS.....	42
3.3.	Diseño del Sistema de Detección, Aislamiento e Identificación de Fallas en el Sistema EPS	44
3.3.1.	Definición del Método Planteado Basado en Ecuaciones de Paridad	44
3.3.2.	Detección de Fallas Basados en ARR para Sistemas Determinísticos	45
3.3.3.	Estudio de la Detectabilidad y Aislabilidad de Fallas para el Sistema de Dirección EPS	47
3.3.4.	Detección de Fallas en los Sensores del Sistema Mecánico de Dirección	51
3.3.5.	Estimación Paramétrica para la Identificación Fallas en Línea del Motor DC del Sistema de dirección EPS	53
3.4.	Pruebas de Simulación de Sistema de Detección de Fallas	56
3.4.1.	Fallas Aditivas en el Sistema de Dirección EPS.....	56
3.4.2.	Fallas Multiplicativas en el Motor DC del Sistema de Dirección EPS	59
3.5.	Diseño del Sistema de Diagnóstico de Fallas Basado en Inteligencia Artificial del Sistema de Dirección EPS	65
3.5.1.	Clasificación Multiclase	66
3.5.2.	Diagnóstico de Fallas Basado en Redes Neuronales Artificiales ..	67
3.6.	Pruebas de Validación del Sistema de Diagnóstico en el Sistema EPS..	74
3.7.	Conclusiones del Capítulo	86
4.	PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS EPS	87
4.1.	Introducción	87
4.2.	Algoritmo del Sistema de Diagnóstico de Fallas	87

4.3.	Hardware e Instrumentos del Sistema de Diagnóstico de Fallas	89
4.4.	Software del Sistema de Diagnóstico de Fallas	91
4.5.	Desarrollo para la Implementación del Sistema de Diagnóstico	92
4.6.	Pruebas de Funcionamiento	95
4.7.	Sistema de Diagnóstico Aplicado a un Vehículo Real.....	96
4.8.	Conclusiones del Capítulo	97
CONCLUSIONES.....		98
RECOMENDACIONES.....		99
BIBLIOGRAFÍAS.....		100



LISTA DE ABREVIATURAS

ABS	Anti-lock Braking System
AI	Artificial Intelligence
ARR	Analytical Redundancy Relations
AT	Accidentes de Tránsito
CAN	Controller Area Network
CEPAS	Column Electric Power Assisted Steering
CNSV	Consejo Nacional de Seguridad Vial
DC	Direct Current
DLC	Double Lane Change
ECU	Electronic Control Unit
EPS	Electric Power Steering
FDD	Fault Detection and Diagnosis
FDI	Fault Detection and Isolation
HMI	Human Machine Interface
LC	Lane Change
LQI	Linear Quadratic Integral
LQG	Linear Quadratic Gaussian
MDPS	Motor Driven Power Steering
MINSA	Ministerio de Salud
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MLP	Multi-Layer Perceptron
MTC	Ministerio de Transportes y Comunicaciones
NARR	Nonlinear Analytical Redundancy Relations
NI	National Instruments
OAA	One Against All
P	Proportional controller
PD	Proportional and Derivative controller
PEPAS	Pinion Electric Power Assisted Steering
PMSM	Permanent Magnet Synchronous Machine
REPAS	Rack Electric Power Assisted Steering
RBF	Radial Basis Function
RNA	Red Neuronal Artificial
RPM	Revolutions per Minute
SAE	Society Automotive Engineering
SBW	Steer by Wire
SIMO	Single Input Multiple Output
SMO	Sliding Mode Observer
SVM	Support Vector Machine
T-S	Tagaki Sugeno
UART	Universal Asynchronous Receiver Transmitter
VS	Voltage Supply
VSC	Vehicle Stability Control

INTRODUCCIÓN

Actualmente vivimos en una creciente expansión del parque automotor, evidencia de esto son los altos índices de tráfico vial, además del incremento de los accidentes de tránsito. El Ministerio de Salud en el 2013 indicó que el 41.9% de los accidentes se produce en automóviles, los cuales son clasificados como Categoría M1 (El Peruano, 2006) y representan el mayor porcentaje de vehículos en nuestro país (Gusukuma Maguiña, 2007). La Policía Nacional del Perú en el 2014, mediante datos estadísticos, dio a conocer que el 73.7% de los accidentes se deben a causa del conductor y el 2.64% a fallas del vehículo (De Lama Morán, 2015). Entre las fallas vehiculares principales, hay dos relativas a la dirección: vaciado de frenos y falla de la dirección. Se estima que la última explica un mayor porcentaje de los miles de accidentes anuales de tráfico de todo el país. Debe notarse que las fallas mecánicas ocupan realmente el primer puesto en la lista de casos si excluimos la causa principal que es la falla humana (largamente la mayor). Por ello, disminuir sustancialmente su número sería un logro importante, pues, en la eventualidad de que se implemente, cambiaría totalmente la estructura actual de fallas y accidentes, mejorándola sustancialmente.

Por lo mencionado anteriormente, en cuanto a accidentes causados por fallas mecánicas, un factor crítico en seguridad vial para los automóviles es el sistema de dirección. El mal funcionamiento de la “Dirección Asistida Eléctrica” (EPS por sus siglas en inglés), puede traer graves problemas; como por ejemplo, cuando se bloquea el volante y el conductor no puede controlar la dirección del vehículo o cuando solo hay control de un solo lado de la dirección (Acevedo Valarezo, 2014). En la actualidad, los vehículos M1 de la mayoría de marca de uso cotidiano ya sea: Toyota, Hyundai, etc., utilizan este sistema, el cual mejora la eficiencia del vehículo (aminora el esfuerzo de maniobras con el volante, reduce el consumo de energía de la batería debido a su menor tamaño, etc.), con respecto a los sistemas de dirección hidráulico (Chun-hua, 2008). Sin embargo, debido al esfuerzo y a su continuo uso, el sistema EPS está expuesto a múltiples fallas sobre todo en sus sensores y actuadores, lo cual puede ocasionar colapsos súbitos del funcionamiento del automóvil e incluso en los peores casos accidentes fatales (Lee, 2011).

Desde la aparición de los primeros automóviles propulsados por un motor de combustión interna en 1866, el sistema de dirección tenía principio netamente

mecánico y las fallas que se presentaban eran debido al mal funcionamiento del mecanismo.

Posteriormente, apareció el sistema de dirección asistida, que actualmente conocemos, donde las fallas se presentan tanto en la parte mecánica como en la parte eléctrica y electrónica.

En cuanto a tecnología en sistema de dirección, la tendencia actual son los sistemas “Steer by Wire (SBW)” y “Electric Power Steering (EPS)”. Son sistemas electro-mecánicos que reemplaza el tradicional sistema mecánico en base a un sistema de control electrónico.

Por los problemas antes estudiados es que es necesario el desarrollo del sistema de diagnóstico de fallas aplicado al sistema de dirección, ya que este podría reducir considerablemente la exposición a estos problemas, debido a la capacidad de proporcionar al conductor información preventiva sobre el surgimiento de riesgos para la seguridad y estabilidad del vehículo. Adicionalmente, permitiría una reducción de los esfuerzos a los que se ven expuestos los vehículos reduciendo con ello su consumo de energía. Un sistema dentro del sistema eléctrico asistido de dirección, que mediante la recolección, procesamiento y análisis de la data, será capaz de detectar fallas basadas en un sistema de monitoreo, para poderse conocer la posible falla que aqueja al sistema en una diversidad de escenarios y eventos previsible e imprevisible.

Fundamentalmente, el campo de aplicación del sistema de diagnóstico para la dirección asistida, estaría orientado al parque automotor. A la modernización y a la utilización de los métodos más seguros y eficientes en el vehículo.

La investigación en su desarrollo y aplicación traería efectos sociales, económicos y técnicos. Una consecuencia inmediata, sería la reducción del número de accidentes automovilísticos.

En este trabajo de tesis se desarrollará un modelo matemático del sistema EPS a fin de diseñar un sistema de diagnóstico de fallas utilizando el método de ecuaciones de paridad e inteligencia artificial para un sistema EPS.

Para la etapa de detección se usará el método de ecuaciones de paridad, el cual pertenece al campo de la redundancia analítica (ARR por sus siglas en inglés) y se basa en la generación de residuales. Su ventaja frente a los observadores es porque los métodos por ARR permiten generar gran cantidad de residuales con el fin de detectar y aislar fallas, además los cálculos matemáticos son menos complejos.

Para la etapa de diagnóstico se usará un método basado en inteligencia artificial, debido a que demostró su eficiencia frente a otros métodos, por lo cual en este trabajo se consideró utilizar esta metodología, por la gran cantidad de perturbaciones que se presenta en el sistema de dirección EPS.

Aun cuando se enumeraron algunas de las ventajas que se obtendrían de la implementación y operación de semejante sistema, enfatizaremos la principal contribución de la presente investigación a una mejora sustancial y significativa de la seguridad, disminución en el número de accidentes de tránsito y como un efecto secundario una disminución significativa en el consumo de combustible. Por lo tanto, podemos afirmar que se justifica largamente la presente investigación, motivo de la tesis que me absorbe.

En el capítulo 1 se presenta una explicación sobre la problemática de los accidentes de tránsito, los distintos tipos de dirección EPS, como también el principio de funcionamiento de la dirección asistida en automóviles, se presenta el estado del arte del modelado del sistema de dirección asistida, además el estado del arte de los distintos métodos de diagnóstico de fallas aplicados al sistema de dirección.

En el capítulo 2 se desarrolló el estudio detallado del modelamiento matemático del sistema de dirección asistida, así como los resultados validados en Simulink, Carsim y Adams.

En el capítulo 3 se diseña un sistema de diagnóstico para resolver la problemática en cuanto a fallas eléctricas y mecánicas del sistema de Dirección Asistida. Asimismo, se muestran los resultados validados en Simulink y Carsim.

En el capítulo 4 se realizará una propuesta de implementación del sistema de diagnóstico de fallas en la dirección EPS para un automóvil.

1. ESTADO DEL ARTE DEL SISTEMA DE DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA EN AUTOMÓVILES

1.1. Introducción

En este capítulo enfatizaremos en la problemática de los vehículos en el Perú y la necesidad del estudio de un sistema de diagnóstico de fallas en el sistema de dirección EPS. Además, se presenta el estado de arte del sistema de dirección.

Se presenta también el estado del arte del sistema de control del EPS y como estos sistemas buscan mejorar el confort del conductor y robustez ante las perturbaciones.

Por último, se describen los métodos de detección y diagnóstico de fallas en el sistema EPS, que hasta la actualidad se han desarrollado. En este punto se podrá enumerar los distintos métodos de diagnóstico que se plantean en la bibliografía. En esta tesis se plantea desarrollar un sistema que sea capaz de reconocer los distintos tipos de fallas y cuyo costo sea lo menor posible.

El Consejo Nacional de Seguridad Vial (CNSV) en el 2014 reportó que por cada 100,000 accidentes de tránsito, aproximadamente 57,000 personas resultan heridas y 3,000 pierden la vida por año (De Lama Morán, 2015). El CNSV reportó también que el mayor índice de accidentes está en la ciudad de Lima, seguido de Cajamarca y Arequipa. Es evidente que la principal causa de muertes es debido a los accidentes de tránsito por negligencia del conductor, al no tomar consideración preventiva acerca del manejo seguro. Como segunda causa tenemos los accidentes debidos a fallas del vehículo, eso se debe principalmente a la irresponsabilidad del conductor por no cumplir con los periodos de mantenimiento a los distintos sistemas del vehículo. Uno de los cuales es el sistema de dirección EPS, el cual cumple una función importante cuando el conductor esta al volante. El mal funcionamiento de este podría traer diversos problemas como la pérdida de control del vehículo.

El MINSA, en el 2013, indicó que el 41.9% de los accidentes se produce en automóviles. Los automóviles según el MTC son clasificados como Categoría M1 (El Peruano, 2006), los cuales representan el mayor porcentaje de vehículos en nuestro país (Gusukuma Maguiña, 2007). En la tabla 1.1, se muestra el cuadro estadístico de la CNSV de causas principales de accidentes de tránsito (AT) entre los años 2013 al 2014, mostrando el número (N) y el porcentaje (%) de accidentes de tránsito, donde el 73.7% de AT es debido al conductor, el 7.8% al peatón y 2.64% al vehículo.

Tabla 1.1. Factores Relacionados a accidentes de tránsito (PNP)

CAUSAS	ACCIDENTES DE TRANSITO		AGRUPADO
	N	%	
Causas-Conductor			73.7
Exceso de velocidad	66,126	32.4	
Ebriedad del conductor	21,952	10.7	
Impudencia del conductor	56,988	27.9	
Exceso de carga	900	0.44	
Desacato señal de transito	4,627	2.3	
Causas-Peaton			
Imprudencia del peatón	15,944	7.8	
Causas-Pasajero			
Imprudencia del pasajero	4,303	2.1	
Causas-Vehículo			
Fallas mecánicas	4,478	2.2	
Fallas Luces	906	0.44	
Causas-ambiente			
Pista en mal estado	3,572	1.7	
Señalización Defectuosa	1,534	0.4	
Otras causas	22,516	11	
TOTAL	203,866	100	

El estudio de esta tesis se desarrolla en la problemática de los accidentes, a causa de las fallas del sistema de dirección, donde la causa principal es porque el conductor no realiza una inspección periódica del vehículo. Los altos índices de tráfico en la capital lo confirman; por ello una manera de aminorar los accidentes de tránsito es a través de un sistema que permita al conductor darle información preventiva de las posibles fallas que se presentarían si no realiza el mantenimiento preventivo pertinente.

1.2. Estado del Arte de los Sistemas de Dirección Asistida EPS en Automóviles Categoría M1

1.2.1. Sistemas de Dirección

El sistema de dirección es un conjunto de órganos que permiten al vehículo modificar su trayectoria para seguir un rumbo deseado (Knowles, 2007). La función primaria de todo sistema de dirección es permitir al conductor guiar el vehículo (Reimpell, Stoll, & Betzler, 2001).

En la Figura 1.1 se muestra un sistema de dirección con asistencia eléctrica.

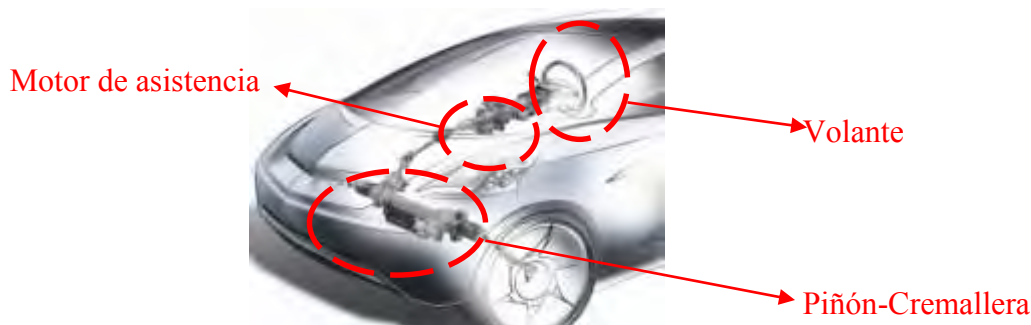


Figura 1.1. Sistema de Dirección Asistida

1.2.2. Geometría de los Sistemas de Dirección Vehicular

En los automóviles el sistema de dirección utiliza una configuración llamada “la geometría de Ackerman”, la cual implica que los ángulos de las ruedas para la geometría ideal de giro no son iguales para ambas ruedas. La geometría de este mecanismo normalmente no es un paralelogramo (que giraría el mismo ángulo ambas ruedas), sino un trapecoide que hace girar un ángulo mayor a la rueda interior que a la exterior (Velasco , Oliva, & Sanchez). En la figura 1.2 se muestra el mecanismo de la geometría de Ackerman en la dirección de las ruedas delanteras, también es conocido como estructura trapecoidal.

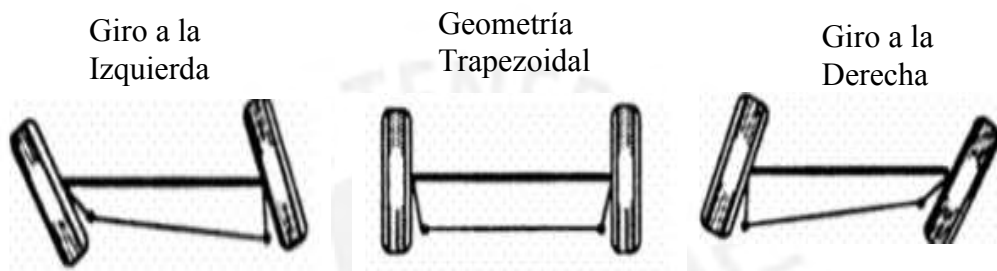


Figura 1.2. Geometría de Ackerman (Velasco , Oliva, & Sanchez)

1.2.3. Tipos de Sistemas de Dirección

- **Dirección Mecánica**

El cual es más utilizado en vehículo de peso liviano. El principio de funcionamiento es netamente mecánico, esto hace dificultoso la manipulación del volante en un vehículo con mayor peso. Estos han sido reemplazados por la dirección asistida ya que esta última permite reducir el esfuerzo de conductor.

- **Direcciones de Tornillo Sinfin y Rodillo**

Esta estructura de la dirección mecánica se desarrolló con el fin dar mayor suavidad a la dirección, mayor ángulo de giro y poco volumen en el vehículo. Entre los distintos tipos tenemos:

- **Direcciones de Cremallera**

Es uno de los mecanismos de dirección más utilizados en el rubro automotor, para distintos tipos de vehículos. Tiene una relación directa en la transmisión y una forma plana para transmitir el movimiento de las ruedas.

- **Dirección con Asistencia Hidráulica**

Es un sistema hidro-mecánico que asiste a la dirección mediante un sistema hidráulico ayudando a direccionar el vehículo sin mayor esfuerzo, muy utilizado en vehículos pesados.

- **Dirección con Asistencia Eléctrica**

Los sistemas de dirección asistida eléctrica (EPS) son sistemas de control que utilizan un motor eléctrico DC para aportar asistencia al mecanismo de dirección, utilizan una parte electrónica ECU (Unidad de Control Electrónica) encargada del correcto funcionamiento de sistema.

Los sistemas de dirección asistida se pueden clasificar en distintos tipos, dado el punto de aplicación de la fuerza de asistencia.

- **EPS con Asistencia en la Columna (CEPAS)**

Este tipo de sistema de dirección EPS se utiliza en coches de clase media con motor de pequeño cilindraje, que permite mejorar el ahorro de combustible y reducción de espacio en el vehículo, haciéndolo un sistema compacto y muy utilizado en vehículos categoría M1. En la (figura 1.3 izquierda), se puede ver el mecanismo de dirección asistida eléctrica en la columna.

- **EPS con Asistencia en el Piñón (PEPAS)**

Se muestra en la figura 1.3 (centro), donde la asistencia del motor está directamente acoplado al piñón. El MDPS (Motor Driven Power Steering) está instalado entre el piñón y cremallera. Esta distribución permite un mejor ensamble del sistema, facilitando los cambios de piezas. Una dificultad que presentan los EPS con asistencia en la columna es el desensamblado cuando se requiera el cambio del MDPS.

- **EPS con Asistencia en la Cremallera (REPAS)**

La asistencia se aplica en la cremallera, lo que permite una gran flexibilidad en la disposición de diseño. Utilizado para vehículos más pesados, para manejar mayor cantidad de cargas. Se puede observar en (figura 1.3 derecha) el sistema asistido en la cremallera.



Figura 1.3. EPS con asistencia: izquierda (CEPAS), centro (PEPAS) y derecha (REPAS)

Entre la diversidad de sistemas EPS según su configuración, CEPAS (asistida a la columna de dirección) es el más comercial y utilizado por la mayor cantidad de

empresas automovilísticas, por lo cual el modelamiento se realizó en base a esta configuración. CEPAS al ser una configuración del sistema de dirección asistida, será mencionado simplemente por EPS a lo largo de la tesis.

- **Dirección por Cable (Steer by Wire)**

La última tecnología en sistemas de dirección son los conocidos “Steer-By-Wire”. Existe un aislamiento mecánico entre el volante y las ruedas, la transmisión es a través de un computador, donde las perturbaciones que se generan en las ruedas quedan aisladas al conductor dando una mejor comodidad (Hasan & Anwar, 2008).

1.2.4. Funcionamiento del Sistema de Dirección EPS

Para dar una idea de la forma como funciona el sistema de dirección eléctrica EPS, diremos que un generador de torque (motor) que puede ir adaptado al eje de la columna de dirección, cuando el conductor del vehículo aplica un giro al timón este es percibido por el sensor del EPS, aplicando un torque proporcional al par aplicado.

Por otra parte, estos sistemas vienen provistos con más sensores, los cuales proporcionan al sistema un mejor control, también permite reducir el consumo de energía de la batería, reducir el espacio que ocupa en el vehículo y la asistencia al conductor para aminorar el esfuerzo de maniobras con el volante (Maronf, Sentouh, Djemai, & Pudlo, 2011).

- **Sensor de Torque.-** Mide el diferencial del par generado por el conductor y el de la inercia del sistema mecánico de dirección.
- **Sensor de Régimen del Motor.-** El elemento actuador es el motor DC, cuyo funcionamiento debe ser monitoreo por sensores, entre estos sensores podemos mencionar: sensor de corriente eléctrica y sensor de velocidad angular.
- **Sensor de Velocidad de Marcha del Vehículo.-** La asistencia del sistema EPS depende de la información del sensor de velocidad del vehículo.
- **Unidad de Control para la Dirección.-** Es la unidad encargada de controlar todo el sistema EPS, trabaja bajo una ley de control, el cual permite reducir el esfuerzo del conductor y brindar una mejor sensación de comodidad al conductor, sin alterar la estabilidad del vehículo.
- **Motor de Corriente Continua.-** Es el elemento actuador del sistema EPS, aporta el torque de asistencia reduciendo el esfuerzo del conductor (Acevedo Valarezo, 2014). En el anexo se adjuntó los datos técnicos de sistema EPS para un vehículo marca Hyundai 2006 al 2008 (Anexo: EPS_Hyundai.pdf).

1.3. Estado del Arte del Modelamiento Matemático del Sistema de Dirección Asistida EPS

En 1996 se desarrolló el modelamiento matemático para sistemas de dirección asistida hidráulicamente, donde el estudio mecánico es similar a la dirección EPS (Jang, 1996). El modelo matemático del sistema de dirección se basa en las leyes físicas. En un trabajo presentado en el 2008 se planteó un modelo matemático basado en ecuaciones diferenciales y espacio de estados (Chun-hua, 2008). Donde se desarrolló el modelo mediante la dinámica rotacional y traslacional del sistema EPS.

En el sistema de dirección por cable (SBW) se planteó un modelamiento y diseño experimental con enfoque en la integración del sistema EPS y Steer-By-Wire basado en control de ángulo de dirección activa (Mohamed & Albatlan, 2014).

1.4. Estado del Arte de los Métodos de Control del Sistema de Dirección Asistida EPS

Entre los distintos métodos de control en sistema EPS encontrados en la literatura tenemos: Control Robusto H infinito en base a estimación de Torque del volante (Chabaan & Wang, 2001), cuyo objetivo es mejorar el rendimiento y robustez de sistema EPS, dado que la estimación del torque del volante permite un mejor control del sistema antes las no linealidades y perturbaciones.

Desarrollo de un control óptimo LQG en el sistema EPS (Shi, GAO, Miao, & Wang, 2009). El objetivo del diseño de un controlador óptimo es dar mayor robustez al sistema ante el ruido generado en los sensores.

Control inteligente basado en Fuzzy T-S para EPS (Li, Zhao, & Chen, 2009). El uso del método de control difuso permite reducir activamente las ondulaciones de presión para el sistema EPS, lográndose progresos notables en la maniobrabilidad de la dirección.

Control basado en modelo de referencia y observador modo deslizante (Maronf, Sentouh, Djemai, & Pudlo, 2011). Esta estrategia de control permite mejorar varios objetivos de control como: generar el ángulo ideal del motor que garantiza el control, generación de torque de asistencia, rápida respuesta al torque del conductor.

En cuanto a control convencional se planteó un sistema de control PD (Pang, Jang, & Lee, 2005), donde se verifica el buen aporte de asistencia del sistema EPS considerando una mejor sensación del conductor ante cualquier tipo de maniobra.

También se plantearon observadores de entrada desconocida para la estimación de variables con el fin de mejorar la sensación experimentada por el conductor

(Reichhartinger, Spurgeon, & Weyrer, 2016). Modelamiento y control LQI de la posición de un sistema de dirección asistida (Govender & Muller, 2016). Control del Sistema de dirección asistida eléctrica EPS basado en un motor PMSM (Guobiao, Songhui, & Jun, 2012).

1.5. Estado del Arte de los Métodos de Diagnóstico de Fallas en el Sistema de Dirección Asistida EPS

1.5.1. Diagnóstico de Fallas Basados en Observadores

El diseño de sistemas de detección basados en observadores es muy utilizado generalmente para detectar fallas en sensores y actuadores, la principal ventaja es debido a su gran diversidad de variantes de diseño, la cual lo hace muy utilizado en muchos campos industriales. Entre las desventajas se puede decir que su estudio generalmente está basado en la detección de fallas aditivas. Entre algunas soluciones planteadas en la bibliografía para los sistemas de dirección EPS y SBW tenemos los siguientes:

Un sistema basados en observadores con umbral adaptativo (Pisu, Serrani, You, & Jalics, 2006), en el cual se generan residuales para realizar una comparación entre la salida del proceso y el estimado por el observador, luego una etapa de evaluación de residuales basado en umbral adaptativo que adapta las alarmas de fallas. La desventaja de este método es que requiere un modelo muy exacto, por lo cual los cálculos matemáticos se hacen más complicados.

En el 2008 Mohammand y Sohel presentan un sistema de diagnóstico de fallas predictivo basado en observadores modo deslizantes, cuyo objetivo es mejorar la robustez de un sistema tolerante a fallas en la dirección SBW, basándose en un SMO para estimar la señal de la carretera y un predictor generalizado (Hasan & Anwar, 2008).

Lok Man Ho, en el 2012, propone una aplicación de umbral adaptativo en detección de fallas robusto en Electro-Actuador mecánico de dirección de una sola rueda (Ho, 2012). Los residuales son generados usando observadores, además de que los umbrales de dichos residuales son dinámicos, haciéndolo un sistema más robusto contra las perturbaciones.

Xian y Perluigui, en el 2014, proponen el diseño de un observador modo deslizante para el diagnóstico de avería basado en la máquina del estado con aplicación en un sistema de dirección del chasis del vehículo (Zhang & Pisu, 2014).

1.5.2. Detección de Fallas Basados en Relaciones de Redundancia Analítica

Está basado en un modelo matemático y la generación de residuos, en base a lo cual se puede hacer un aislamiento de fallas como el propuesto por (Bouibed, Aitouche, & Bayart, 2009) y un test bench en un motor DC (Isserman, 2005).

La redundancia basada en modelo matemático lo hace económico a comparación de la redundancia física, ya que no requiere de instrumentos adicionales. El estudio de los residuales nos permite detectar las fallas y ver la fuerza de aislabilidad que el sistema pueda tener, está también podría ser una desventaja, dado que en la dinámica del proceso el residual puede ser o no detectado, es por eso que este método no es general para cualquier proceso, es necesario hacer un estudio previo de la planta.

La cantidad de residuos puede ser amplia con el método de ARR, dado que depende del número de variables de medición. Al considerar mayor cantidad de residuales se puede realizar un mejor aislamiento, los residuales son más dependientes de las derivadas, para ellos es aconsejable el uso de filtros pasa bajo. A continuación, citaremos algunos métodos basados en ARR:

Análisis del diagnóstico de fallas de sensores basado en modelos con aplicación a un sistema de dirección asistida por motor (Lee, 2011).

Espacio de paridad no lineal aplicado a un vehículo eléctrico autónomo (Bouibed, Aitouche, & Bayart, 2009), donde el principal interés es la generación de residuos usando Relaciones de Redundancia Analítica No Lineal (NARR) para sensores y actuadores.

La bibliografía antes mencionada es una recopilación de métodos de detección de fallas por ARR en motor DC, ya que el motor es el actuador que será estudio de esta tesis, además como los sensores del sistema EPS. En esta tesis se consideró el uso de las Ecuaciones de Paridad, una metodología que pertenece al campo del ARR.

1.5.3. Detección de Fallas con Estimación Paramétrica

Uno de los problemas frecuentes que se pudo estudiar es detectar fallas paramétricas basados en sistemas de detección con generación de residuales (Isserman, 2005). Una de sus ventajas es que permite hacer un monitoreo de los parámetros, con lo cual se puede saber si un parámetro sufre variaciones en el sistema en tiempo real.

La desventaja que presenta es debido a que se necesita una señal de excitación para la estimación paramétrica, con lo que si el sistema no tiene una señal de excitación este método no trabajará bien.

1.5.4. Diagnóstico de Fallas Basados en Sistemas Inteligentes

En la actualidad los métodos basados en conocimiento son muy aplicados en la detección de fallas, citamos por ejemplo las redes neuronales. En la literatura podemos mencionar los trabajos desarrollados hasta la actualidad:

Modelado Neurofuzzy y Matching de Patrones para la Detección en Línea de Fallas y el Aislamiento de Motores DC No lineales (Mok & Chan, 2008).

En el 2011 se propone un método integrado de detección y diagnóstico de fallas basados en modelo y señales (Ghimire, Sankavaram, Ghahari, & Pattipati, 2011), donde se desarrolla un esquema de Detección y diagnóstico de fallas (FDD), basado en modelos y posteriormente un análisis por Máquina de Soporte Vectorial (SVM por sus siglas en inglés) para el diagnóstico de fallas. La desventaja esta en que la data de entrenamiento con SVM es mejor con pequeña cantidad de datos, esto lo hace menos confiable en un sistema como es el sistema de dirección vehicular que requiere mayor cantidad de datos y que está afectado por múltiples perturbaciones.

Otro modelo desarrollado fue: Un enfoque de diagnóstico de fallas inteligente para un sistema Steer by Wire basado en Redes Neuronales Radial Basis Function (RBF) (Wu, Kong, & Yao, 2012).

Es muy claro el amplio crecimiento de estudio de la Inteligencia Artificial (IA), distintos sistemas vehiculares están siendo objeto de estudio en base al conocimiento, por ello en este trabajo se desarrollará en base a Redes Neuronales.

1.5.5. Sistema de Detección de Fallas Basados en Vibración

Los estudios para detectar fallas basadas en señal son ampliamente utilizados dada la gran información que se puede obtener de la vibración de un equipo mecánico. La principal ventaja de este método es que en base una data y al estudio de su espectro en frecuencia y procesamiento de señal se puede diagnosticar diversos tipos de fallas. Entre las desventajas de este método es debido a que se necesitan instrumentos de precisión para la captación de señales, ya que el sistema siempre está expuesto a ruido, además el procesamiento de la información necesita cálculos adicionales.

Se puede concluir que un sistema de diagnóstico de fallas en la dirección EPS es de suma importancia, principalmente para mejorar la seguridad del conductor, por ello que en la tesis se desarrollaran en 2 etapas; para la etapa de detección de fallas, los métodos basados en ARR ofrecen ventajas con respecto a otros métodos como se mencionó en (1.5.2), además que permite detectar fallas aditivas como también fallas multiplicativas, por lo cual será un campo de estudio en esta tesis. Los métodos

basados en Redes Neuronales ofrecen mejor confianza en la etapa de diagnóstico, dado que es un método que puede adaptarse al entorno en base a un algoritmo de entrenamiento, siendo más robusto con mayor cantidad de datos de entrenamiento.

1.6. Fallas en el Sistema de Dirección EPS

Según información realizada a vehículos Hyundai New Accent 2008, la problemática en el sistema EPS se presenta entre los 50 y 80 mil kilómetros de uso del vehículo. Muchos usuarios expresan su intranquilidad al ver que a determinado kilometraje la dirección de tipo electrónico sufre algunos inconvenientes, El timón del volante se endurece y hay que apagarlo y nuevamente prenderlo para que funcione, haciéndolo peligroso en un entorno de tránsito vial. Entre las posibles causas está el mal funcionamiento de los elementos eléctricos y electrónicos como: el Sensor de Par, el Motor de Asistencia, la Batería, etc. (Acevedo Valarezo, 2014).

- **Síntomas de los Problemas Surgidos**

- Endurecimiento del volante
- Ruido o traqueteo al girar el volante
- Asistencia únicamente a un lado de giro

- **Diagnóstico del Sistema de Dirección EPS**

Es importante considerar que en los sistemas electrónicos pueden aparecer fallas observables como no observables, como problemas en el circuito integrado, la temperatura que puede causar fallas del motor y los sensores, la fricción mecánica del sistema, desgastes de articulaciones mecánicas, etc.

El bloqueo del volante es uno de los problemas más frecuentes en automóviles con dirección EPS, esto se produce debido a múltiples factores como:

Fallas de Sensores.- Los sensores son elementos que permiten obtener información del sistema y enviarlo a la ECU para el control del sistema. Al fallar alguno de los sensores el sistema empieza a perder eficiencia, provocando los problemas antes mencionados. Por ejemplo: al no funcionar bien el sensor de torque, la información que recibe el controlador será errónea lo cual se reflejará en la pobre asistencia del motor sobre el sistema de dirección.

Fallas en Actuadores.- El actuador del sistema es el Motor DC, el cual está expuesto a múltiples factores como la temperatura, la humedad, la vibración, etc. Todos estos factores alteran su correcto funcionamiento, por lo tanto, al no trabajar bien, el aporte de asistencia es reducido. Por lo cual un diagnóstico del sistema de dirección en la

parte eléctrica-electrónica es fundamental para el correcto funcionamiento del sistema (Denton, 2012).

En resumen, tenemos los distintos tipos de fallas que se presentan en los sistemas de dirección EPS, los cuales son frecuentes tanto en la parte de instrumentación (sensores y actuadores), como en la parte mecánica, por desgaste de mecanismo del sistema de dirección. Nuevamente se puede enfatizar que debido la diversidad de fallas que se pueden producir en el sistema de dirección hacen necesario la incorporación de un sistema de diagnóstico de fallas.

1.7. Objetivos de la Investigación

Objetivo General

Desarrollo de un sistema de diagnóstico de fallas para la Dirección Asistida Eléctrica de vehículos M1 utilizando el método de Relaciones de Redundancia Analítica para la detección y el método basado en Redes Neuronales para el diagnóstico.

Objetivos Específicos

Con el propósito de alcanzar el objetivo general, se deberán de efectivizar los siguientes resultados previos:

- Estudiar los tipos de fallas frecuentes y los diferentes métodos de detección y diagnóstico de fallas en los sistemas de dirección automotriz convencionales, asistido eléctricamente y Steer-by-Wire.
- Obtener el modelo matemático que caracteriza el comportamiento mecánico-eléctrico del sistema de dirección EPS.
- Diseñar un sistema de detección de fallas basado en Relaciones de Redundancia Analítica en base al modelo desarrollado.
- Diseñar un sistema de diagnóstico de fallas basado en Redes Neuronales en base a las ARR del sistema de detección de fallas, verificando su eficiencia en el diagnóstico de fallas.
- Evaluar el desempeño del sistema completo de diagnóstico de fallas del sistema EPS por medio de pruebas prácticas utilizando una plataforma Arduino.
- Desarrollar una propuesta de implementación del sistema de diagnóstico del sistema de dirección EPS.

2. MODELAMIENTO DEL SISTEMA DE DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA

2.1. Introducción

A lo largo de este capítulo estudiaremos el modelamiento matemático del sistema electromecánico de la dirección EPS en un automóvil categoría M1 según el Ministerio de Transportes y Comunicaciones (El Peruano, 2006).

En base al modelo electromecánico del sistema de dirección se desarrolla la estrategia de control clásico PD, que verifica cumplir eficazmente el buen confort del conductor, al igual que los controladores avanzados.

En base al sistema controlado se hará un estudio de validación con los parámetros de un automóvil real, estas pruebas se realizan mediante el uso de programas de ingeniería. Estas tienen como objetivo verificar que el modelo planteado corresponde al de un vehículo real, ya que las simulaciones se realizan tomando en consideración eventos reales de conducción del vehículo.

2.2. Descripción del Sistema de Dirección EPS para Vehículos M1

Electric Power Steering (EPS) es un sistema de dirección avanzado, donde se elimina el uso del sistema hidráulico y en su lugar se utiliza un motor eléctrico de corriente continua. Como resultado el sistema EPS proporciona un mayor ahorro de consumo de energía del motor.

El sistema EPS permite direccionar el vehículo, esto se da cuando el conductor genera un ángulo de desplazamiento del volante. El mecanismo de transmisión del par consiste de 4 grados de libertad: El primero es el que se aplica al eje del volante, el segundo es la transmisión del eje del volante al eje columna, el tercero es la transmisión del eje columna a la cremallera y por último la transmisión hacia las ruedas. EPS es un sistema de dirección asistida porque aporta una fuerza adicional de asistencia a través de un motor DC sobre el eje de la columna de dirección.

En la literatura estudiada sobre los sistemas EPS existen trabajos de investigación donde el sistema es modelado matemáticamente (Jang, 1996).

En la figura 2.1 se pueden apreciar los elementos principales que son parte del sistema EPS. La estructura mecánica del sistema de dirección es común para toda clase de automóviles de 4 ruedas.



Figura 2.1. Dirección EPS de un automóvil de 4 ruedas

Dada las condiciones agrestes a las que se expone un vehículo en un entorno real como las irregularidades de la carretera, las fricciones en el mecanismo de dirección, desgastes mecánicos, etc. Estos afectan la dinámica del sistema de dirección, por lo cual el conductor siempre debe estar atento al control del volante, ya que las perturbaciones harían que el sistema salga de su punto de reposo y altere la dirección del automóvil, pudiendo producirse diversos tipos de accidentes que ponen en riesgo la vida del conductor.

2.3. Diagrama Electromecánico del Sistema de Dirección EPS

El modelamiento del sistema de dirección está dado por una parte mecánica, una parte eléctrica y una unidad de control electrónica, en esta tesis se consideró el modelo con 4 grados de libertad (Pang, Jang, & Lee, 2005), donde la transmisión se inicia en el volante hasta las ruedas delanteras del vehículo, como se muestra en la figura 2.2.

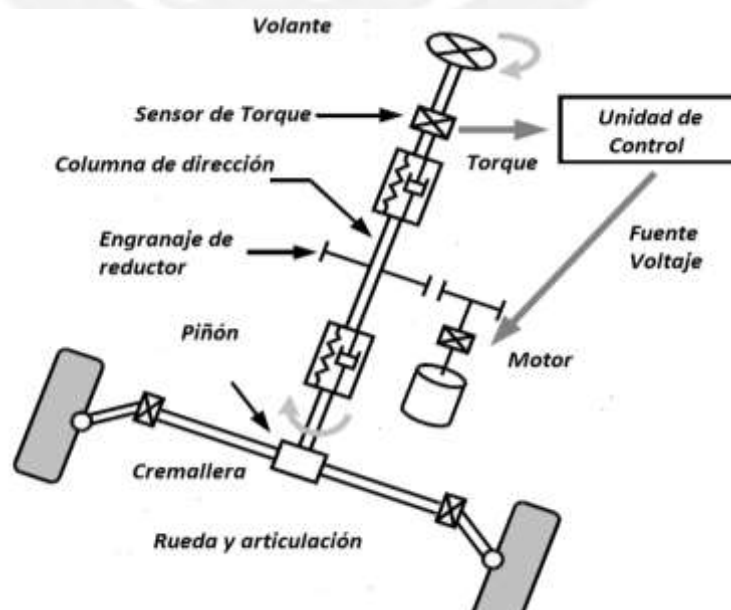


Figura 2.2. Diagrama mecánico del sistema EPS (Pang, Jang, & Lee, 2005)

Donde los grados de libertad bien dado por:

- 1.- Volante
- 2.- Columna de dirección
- 3.- Piñón cremallera
- 4.- Ruedas delanteras y articulaciones

2.4. Variables de Estado del Sistema EPS

El sistema EPS será estudiado como un modelo lineal (Lee, 2011). Dado el modelo electromecánico mostrado en el punto anterior, su estudio se basará en espacio de estados, como se muestra en la figura 2.3, donde se consideraron 10 variables de estados para modelar el sistema de dirección asistida.

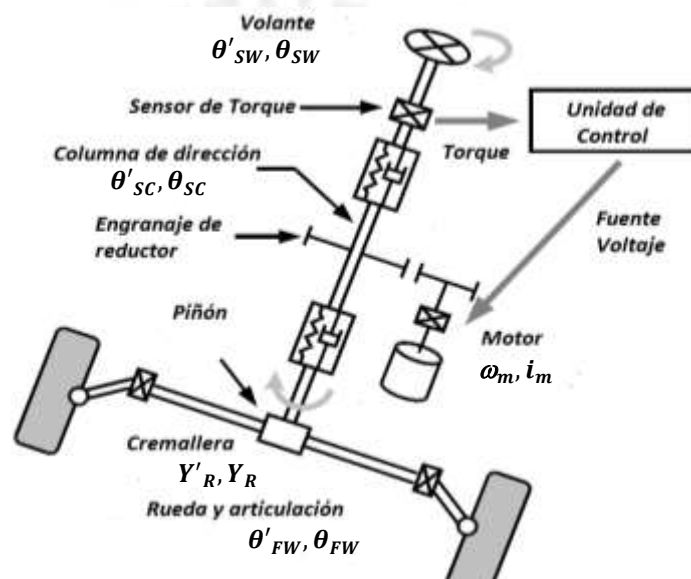


Figura 2.3. Variables de estado del sistema EPS (Pang, Jang, & Lee, 2005)

Las variables se muestran en la tabla 2.1 en el Sistema Internacional.

Tabla 2.1. Variables de modelo EPS

Símbolos	Variables	Unidad (SI)
θ'_{sw}	velocidad angular del volante	rad/s
θ_{sw}	ángulo del volante	rad
θ'_{sc}	velocidad angular de la columna	rad/s
θ_{sc}	ángulo de la columna	rad
Y'_R	velocidad de la cremallera	m/s
Y_R	desplazamiento de la cremallera	m
θ'_{FW}	velocidad angular de las ruedas	rad/s
θ_{FW}	ángulo de las ruedas	rad
ω_m	velocidad angular del motor	rad/s
i	corriente del motor	A

2.5. Modelado Matemático del Sistema EPS

Entre los primeros estudios del modelamiento matemático que se realizaron a los sistemas de dirección asistida fue aplicado en el sistema Mecánico-Hidráulico (Jang, 1996), posteriormente se desarrolló en el sistema Mecánico-Eléctrico EPS (Pang, Jang, & Lee, 2005).

El estudio del modelamiento matemático del sistema de dirección EPS está basado en la parte mecánica y eléctrica. El modelo físico de la transmisión de torque se realizó en base a un sistema masa – resorte y amortiguador, basándonos en la segunda Ley de Newton de la dinámica rotacional y traslacional del sistema.

2.5.1. Modelo Matemático de la Dinámica del Eje Volante

El conductor al realizar una maniobra para direccionar el vehículo, debe girar el timón a fin de guiar el vehículo a la posición deseada, la señal perturbadora está dado por el torque que genera el conductor sobre el eje del volante (Pang, Jang, & Lee, 2005).

En la figura 2.4 se muestran los parámetros correspondientes al modelo matemático del eje volante.

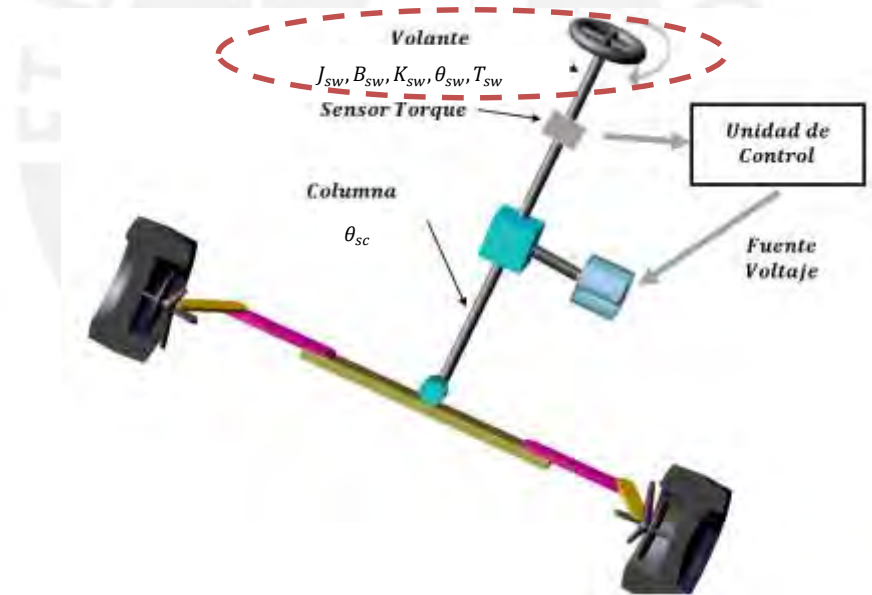


Figura 2.4. Eje del volante [Adams/View]

La dinámica del eje se puede expresar de la siguiente manera:

$$J_{SW}\theta''_{SW} + B_{SW}(\theta'_{SW} - \theta'_{sc}) + K_{SW}(\theta_{SW} - \theta_{sc}) = T_{SW} \quad (2.1)$$

Donde:

J_{SW} : Inercia rotacional del volante (Kg-m²)

B_{SW} : Amortiguamiento viscoso del volante (N-m/(rad/seg))

K_{SW} : Rigidez rotacional del volante (N-m/rad)

T_{SW} : Torque aplicado en el volante por el conductor (N-m)

θ_{sw} : Ángulo rotacional del volante (rad)

Se puede entender de la ecuación 2.1, que cuando el conductor aplica el torque, genera una aceleración angular en el volante de dirección, existe una fuerza de rigidez que se opone al desplazamiento angular, además existe un amortiguamiento viscoso entre el volante y la columna.

2.5.2. Modelo Matemático de la Dinámica del Eje Columna

El eje columna es también conocido como eje intermedio. El desplazamiento angular del volante se trasmite a la columna, al cual se le adiciona el torque del motor y se resta el torque del piñón que se opone al desplazamiento angular.

En la figura 2.5 se muestran los parámetros correspondientes para el modelo matemático del eje rotacional de la columna (Pang, Jang, & Lee, 2005).

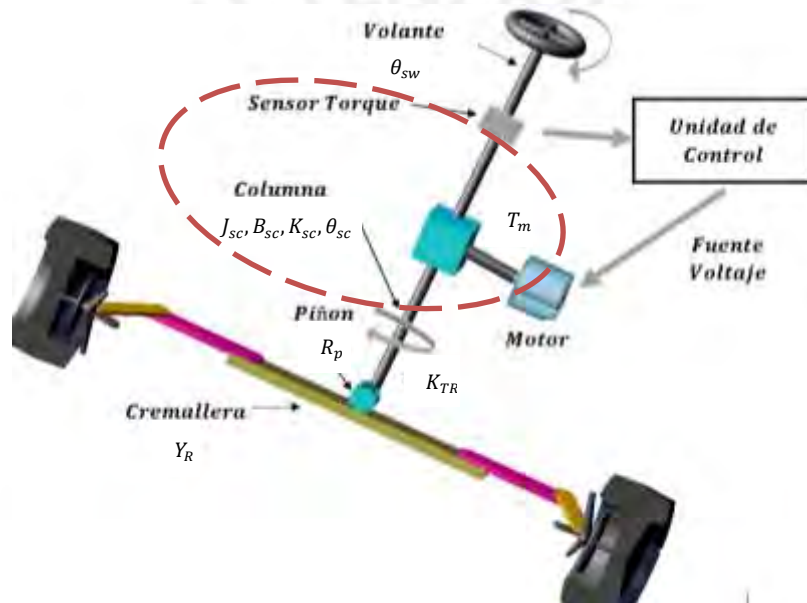


Figura 2.5. Eje de la columna [Adams/View]

$$J_{sc}\theta_{sc}'' + B_{sc}(\theta_{sc}' - \theta_{sw}') + K_{sc}(\theta_{sc} - \theta_{sw}) = T_m - T_p \quad (2.2)$$

$$T_p = K_{TR} \left(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p} \right) \quad (2.3)$$

Donde:

J_{sc} : Momento inercial de la columna de dirección (Kg-m²)

T_m : Torque de asistencia del motor (N-m)

θ_{sc} : Ángulo rotacional de la columna (rad)

T_p : Torque ejercido por el piñón (N-m)

K_{sc} : Rigidez rotacional de la columna (N-m/rad)

B_{sc} : Amortiguamiento viscoso de la columna de dirección (N-m/(rad/seg))

K_{TR} : Rigidez rotacional de barra de torsión (N-m/rad)

R_p : Radio del piñón (m)

Y_R : Desplazamiento de la cremallera (m)

2.5.3. Modelo Matemático del Motor DC de Asistencia

La ECU (unidad de control electrónico) mide el torque que el conductor aplica al timón a través de un sensor de Torque, esta señal es realimentada a la ECU, el cual acciona el motor según la magnitud de asistencia que necesita el sistema.

El motor DC es el elemento actuador en el sistema EPS y este es modelado en su parte eléctrica y mecánica (Rizzoni, 2009) como se puede apreciar en la figura 2.6.

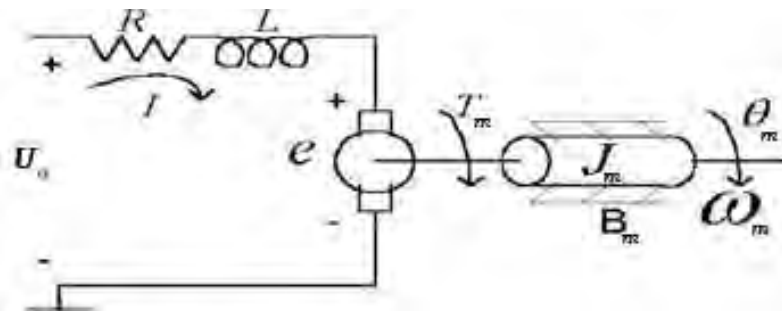


Figura 2.6. Modelo del Motor DC

- Modelo Eléctrico

$$U_a = iR + L \frac{di}{dt} + K_b \theta'_m \quad (2.4)$$

- Modelo Mecánico

$$T_m = J_m \omega'_m + B_m \omega_m + M_L \quad (2.5)$$

$$T_m = K_t i \quad (2.6)$$

$$\omega_m = \theta'_m \quad (2.7)$$

Donde:

N_1 : Relación de transmisión de la caja de engranajes

R : Resistencia del motor (Ohm)

L : Inductancia del motor (H)

K_t : Constante de torque del motor (N-m/A)

K_b : Fuerza contra electromotriz del motor (V/(rad/seg))

J_m : Inercia del motor (Kg-m²)

B_m : Fricción viscosa del motor (N-m/(rad/seg))

ω_m : Velocidad angular del motor (rad/seg)

M_L : Torque de la carga sobre el motor (N-m)

2.5.4. Ley de Control

El estudio de la estrategia de control fue basado en los resultados de (Pang, Jang, & Lee, 2005), donde el control PD cumple con el requisito de rendimiento para el sistema EPS, los cuales son: brindar una asistencia proporcional al torque aplicado por el conductor sin generar fluctuaciones en el sistema, manteniendo la estabilidad y mejorando la comodidad del conductor.

- **Controlador PID**

Es un controlador que está dado por la combinación de una parte proporcional (P), integral (I) y diferencial (D) del error (Ogata, 2002).

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\omega) d\omega + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad e(t) = r(t) - y(t)$$

EPS es un sistema con error, así que el controlador no puede incluir parte integral con el fin de mantener el error estático del sistema. En el EPS, el par de asistencia del motor se obtiene por la realimentación del ángulo diferencial del sensor de Torque, así que para mejorar la potencia del par se utiliza la parte proporcional, sin embargo, el coeficiente de amortiguamiento se reduce y el conductor llega a sentir claramente el impacto causado por la superficie desigual. Para evitar los excesivos impactos en el volante debemos utilizar la parte diferencial por lo que el sistema puede modificar el gran error en el tiempo y también puede acelerar el ajuste del sistema (Ying, Ting, Tao, & Dongbo, 2009). En el sistema EPS el valor de Set Point está dado por una curva de elevación (boost curve) que depende de la velocidad del vehículo y la señal del torque, entonces la ley de control está dada por:

$$U_a = K_p [\theta_{sp} - (\theta_{sc} - \theta_{sw})] + K_d [0 - (\theta'_{sc} - \theta'_{sw})] \quad (2.8)$$

Para que el controlador sea realizable, el controlador PD debe ser modificado con un filtro pasa bajas en la acción derivativa, esto además mejora la robustez ante la gran cantidad de perturbaciones y ruido.

$$v(s) = K_p \left(\frac{\theta_{sp}}{s} + \theta_{sw}(s) - \theta_{sc}(s) \right) + \frac{K_d s}{sT_k + 1} ((\theta_{sw}(s) - \theta_{sc}(s)))$$

El valor de T_k se escogió mediante distintas pruebas a fin de verificar el valor óptimo que minimice los efectos de las perturbaciones en la ley de control.

En el modelamiento matemático de la cremallera y las ruedas, la fricción seca o fricción de coulomb se modela como la fuerza de rozamiento entre los 2 cuerpos en movimiento.

2.5.5. Modelo Matemático de la Dinámica de la Cremallera

El conjunto piñón–cremallera más comúnmente llamado caja de dirección, convierte la fuerza rotacional de la columna en fuerza de traslación (figura 2.7), su dinámica está dado por la fuerza de acción del piñón, el cual transmite la fuerza del conductor y por la fuerza de las ruedas sobre la cremallera (Pang, Jang, & Lee, 2005).

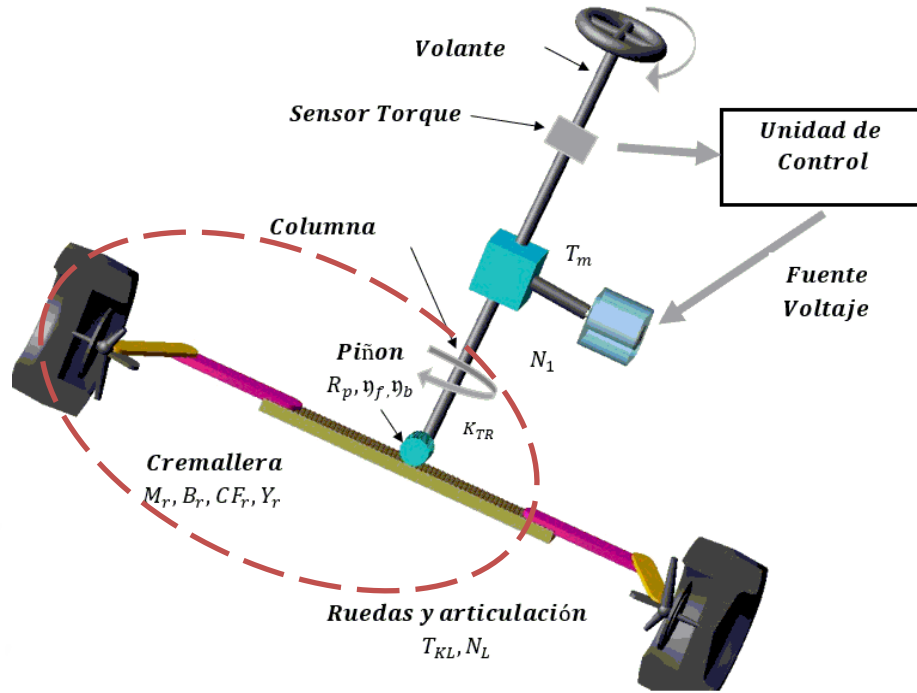


Figura 2.7. Conjunto Piñón-Cremallera [Adams/View]

$$M_R Y_R'' + B_R Y_R' + C F_R \text{sign}(Y_R') = \frac{\eta_F T_p}{R_p} - \frac{2\eta_B T_{KL}}{N_L} \quad (2.9)$$

Donde:

M_R : Masa de la cremallera (Kg)

B_R : Amortiguamiento viscosa cremallera (N-m/(rad/seg))

$C F_R$: Fuerza de la fricción coulomb en la cremallera (N)

η_F : Eficiencia de relación de engranaje de transmisión del par hacia adelante

η_B : Eficiencia de relación de engranaje de transmisión de par hacia atrás

T_{KL} : Par en la dirección de ligamentos (N-m)

2.5.6. Modelo Matemático de la Dinámica de las Ruedas

El desplazamiento generado en la cremallera es transmitido a las ruedas delanteras mediante un sistema de articulaciones a fin de convertir el movimiento lineal de la cremallera en desplazamiento angular de los neumáticos delanteros.

En la figura 2.8 se muestran los parámetros correspondientes para el modelo matemático de las ruedas, la transmisión se da del movimiento lineal de la cremallera al movimiento angular de las ruedas (Pang, Jang, & Lee, 2005).

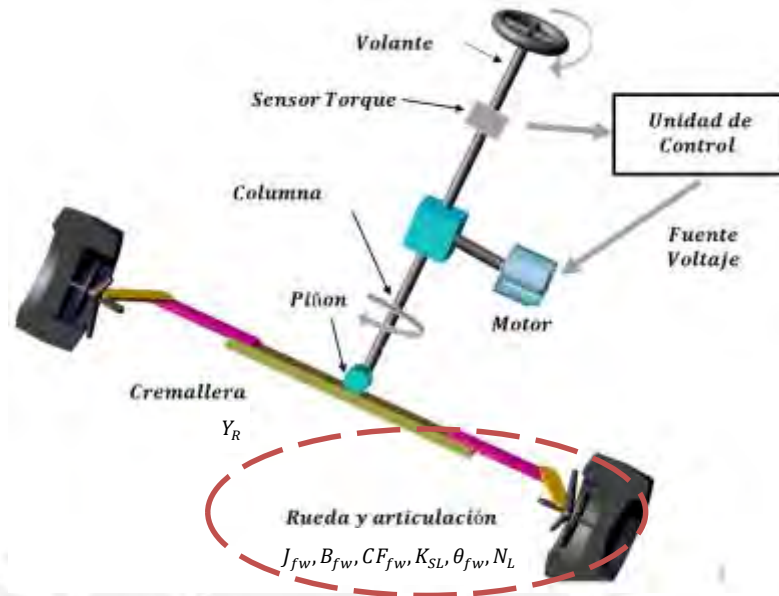


Figura 2.8. Ruedas y articulaciones [Adams/View]

$$J_{fw}\theta''_{fw} + B_{fw}\theta'_{fw} + CF_{fw}\text{sign}(\theta'_{fw}) = T_{KL} + T_{ext} \quad (2.10)$$

$$T_{KL} = K_{SL} \left(\frac{Y_R}{N_L} - \theta_{fw} \right) \quad (2.11)$$

Donde:

J_{fw} : Momento de inercia de la rueda y masa rotacional sobre el desplazamiento de dirección (Kg-m²)

B_{fw} : Amortiguamiento viscoso en ligamento y buje (N-m/(rad/seg))

CF_{fw} : Fuerza de escape de la fricción de Coulomb en la rueda (N)

K_{SL} : Rigidez rotacional de dirección debido a ligamentos y bujes (N-m/rad)

N_L : Tasa de ligamento de dirección (m)

θ_{fw} : Desplazamiento angular de rueda (rad)

$T_{KL} + T_{ext}$ son las fuerzas de torsión de las ruedas y las perturbaciones externas.

En conclusión, el modelamiento se inicia con el torque generado por el conductor (eje volante), un sensor de torque mide el diferencial del par generado por el conductor (eje columna) donde esta acoplado el motor de asistencia (Motor DC) accionado por la unidad de control, la transmisión del torque se desplaza hacia el conjunto piñón-cremallera y finalmente se transmite a las ruedas (Ruedas y articulación).

En la figura 2.9 se puede mostrar los parámetros y variables del sistema de dirección EPS para este estudio (Pang, Jang, & Lee, 2005).

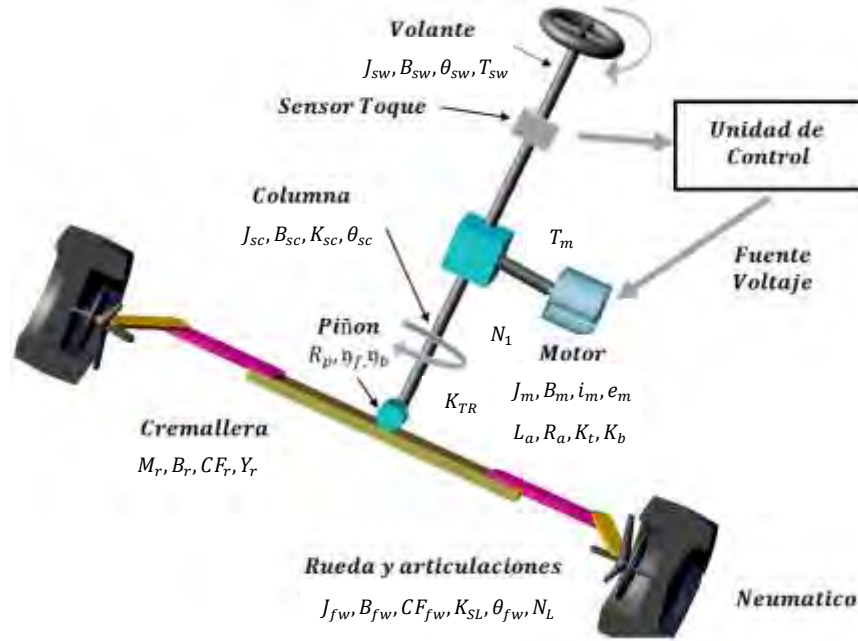


Figura 2.9 Variables y parámetros del sistema EPS [Adams/View]

En base a las ecuaciones obtenidas anteriormente las ecuaciones de nuestro modelo matemático del sistema de dirección asistida están dado por:

$$\theta_{sw}'' = -\frac{B_{sw}}{J_{sw}}\theta_{sw}' - \frac{K_{sc}}{J_{sw}}\theta_{sw} + \frac{B_{sw}}{J_{sw}}\theta_{sc}' + \frac{K_{sc}}{J_{sw}}\theta_{sc} + \frac{1}{J_{sw}}T_{sw} \quad (2.12)$$

$$\theta_{sc}'' = \frac{B_1}{J_{eq}}\theta_{sw}' + \frac{K_{sc}}{J_{eq}}\theta_{sw} - \frac{B_1}{J_{eq}}\theta_{sc}' - \frac{(K_{sc} + K_{tr})}{J_{eq}}\theta_{sc} + \frac{K_{tr}}{J_{eq}R_p}Y_r + \frac{K_t N_1}{J_{eq}}i \quad (2.13)$$

$$Y_r'' =$$

$$\frac{\eta_f K_{tr}}{M_r R_p} \theta_{sc} - \frac{B_r}{M_r} Y_r' - \left(\frac{\eta_f K_{tr}}{M_r R_p^2} + \frac{2\eta_B K_{sl}}{M_r N I^2} \right) Y_r + \frac{2\eta_B K_{sl}}{M_r N I} \theta_{fw} - \frac{C_{fr}}{M_r} \text{sign}(Y_r') \quad (2.14)$$

$$\theta_{fw}'' = \frac{K_{sl}}{J_{fw} N I} Y_r - \frac{B_{fw}}{J_{fw}} \theta_{fw}' - \frac{K_{sl}}{J_{fw}} \theta_{fw} + \frac{1}{J_{fw}} F - \frac{C_{fw}}{J_{fw}} \text{sign}(\theta_{fw}') + \frac{T_{ext}}{J_{fw}} \quad (2.15)$$

$$\omega_m' = -\frac{B_m}{J_m} \omega_m + \frac{K_t}{J_m} i - \frac{M_L}{J_m} \quad (2.16)$$

$$i' = -\frac{K_b}{L} \omega_m - \frac{R}{L} i + \frac{1}{L} U_a \quad (2.17)$$

2.5.7. Representación en Espacio de Estados

Dada las ecuaciones diferenciales de segundo orden, la representación en espacio de estados estará dado por 10 variables de estado, 1 señal de control y 4 variables de medición o sensores (sistema SIMO).

Donde nuestro modelo en espacio de estados está dado por la forma:

$$\mathbf{x}' = [A]_{10 \times 10} \mathbf{x} + [B]_{10 \times 1} \mathbf{U}_a + [F]_{10 \times 2} \mathbf{d}_m + [F_1]_{10 \times 2} \mathbf{d}_f + [F_2]_{10 \times 1} \mathbf{d}_M \quad (2.18)$$

$$\mathbf{y} = [C]_{4 \times 10} \mathbf{x} \quad (2.19)$$

Donde las variables de estado son:

$$\mathbf{x} = [\theta'_{sw} \ \theta_{sw} \ \theta'_{sc} \ \theta_{sc} \ Y_r' \ Y_r \ \theta'_{fw} \ \theta_{fw} \ w_m \ i]^T \quad (2.20)$$

Las entradas no conocidas del sistema son el torque del conductor y la perturbación de la carretera.

$$\mathbf{d}_m = [T_{sw} \ T_{ext}]^T \quad (2.21)$$

T_{sw} = Torque en el volante aplicado por el conductor

T_{ext} = Perturbación en los neumáticos

\mathbf{d}_M = Carga en el motor debido a las perturbaciones

Las no linealidades del sistema o fricción de coulomb está dado por \mathbf{d}_f

La salida está dado por 4 sensores:

- Sensor de Par de torque: $Y_{Torque} = K_{sc}(\theta_{sc} - \theta_{sw})$ (2.22)
- Sensor de desplazamiento de la cremallera
- Sensor velocidad angular del motor
- Sensor de medición de corriente

En la figura 2.10 se muestra el diagrama de bloques del sistema de dirección EPS, el cual utiliza un controlador PD, donde las entradas de comparación del error están dadas por la realimentación del sistema y la Curva de Elevación (Boost Curve).

La curva de elevación genera una salida de corriente o voltaje de acuerdo al sensor de velocidad ABS del vehículo y el torque aplicado en el volante, esta curva depende de las características físicas del vehículo.

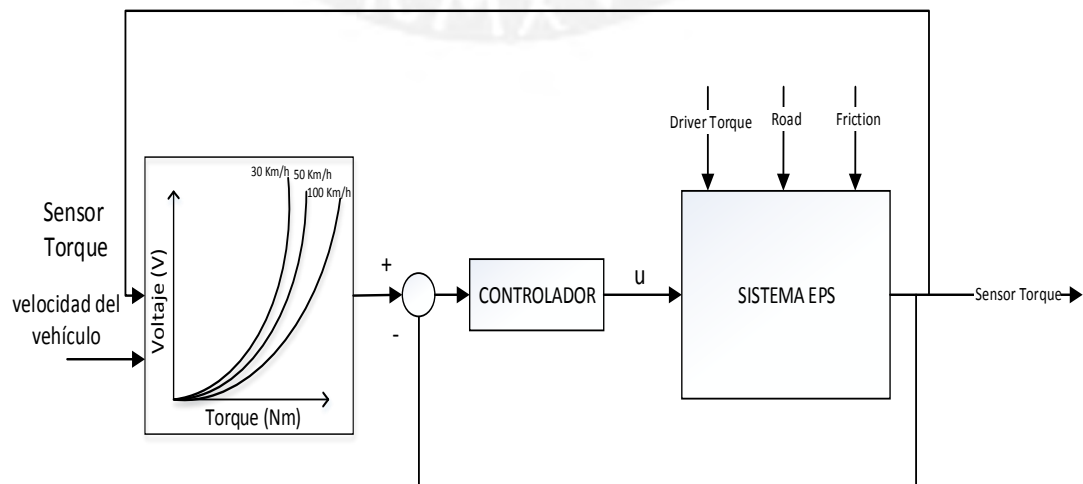


Figura 2.10. Diagrama de bloques del sistema de control EPS

2.6. Modelamiento Dinámico del Vehículo

El estudio de este modelo está basado en la dinámica del movimiento espacial de un vehículo que se desplaza a una cierta velocidad. La orientación y posición espacial del vehículo está dado por el control de múltiples variables. En la figura 2.11 se muestra las variables principales del sistema multicuerpo (Gillespie, 1992).

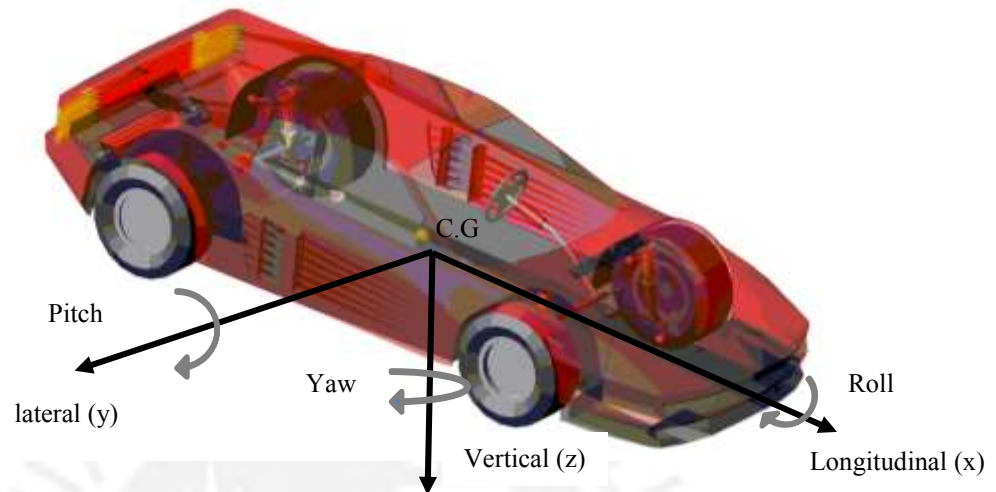


Figura 2.11. Ejes del sistema vehicular [Adams/Car]

2.6.1. Dinámica Lateral del Vehículo

Dado el modelo tipo bicicleta de la dinámica lateral del vehículo como se muestra en la figura 2.12. El ángulo de dirección de las ruedas está dado por δ_f y δ_r (Rajamani, 2006).

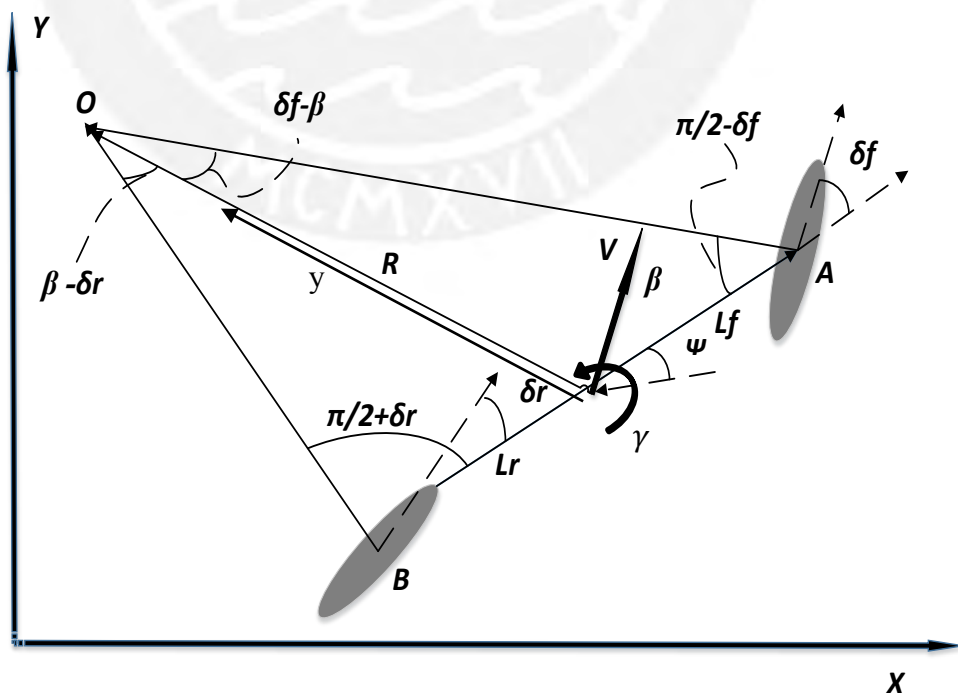


Figura 2.12. Cinemática del movimiento lateral del vehículo (Rajamani, 2006)

β : Ángulo de deslizamiento del vehículo (Slip angle)

Ψ : Ángulo de guiñado (Yaw angle)

$\gamma = \Psi'$: Es la tasa de guiñado (Yaw rate)

Donde:

$$\beta'(t) = \frac{1}{mV_x} \left\{ -(C_f + C_r)\beta(t) - \left\{ mV_x - \frac{1}{V_x} (L_f C_f - L_r C_r) \right\} \gamma(t) + C_f \theta_{fw}(t) \right\} \quad (2.23)$$

$$\gamma'(t) = \frac{1}{I_s} \left\{ -(L_f C_f - L_r C_r)\beta(t) - \frac{1}{V_x} (L_f^2 C_f + L_r^2 C_r) \gamma(t) + L_f C_f \theta_{fw}(t) \right\} \quad (2.24)$$

Donde:

C_f C_r : Coeficientes de rigidez frontal y posterior (N/rad)

I_s : Momento inercial del vehículo (Kg. m²)

L_f : Longitud del chasis frontal (m)

L_r : Longitud del chasis trasero (m)

m : Masa del vehículo (Kg)

V_x : Velocidad longitudinal del vehículo (m/s)

θ_{fw} : Ángulo de las ruedas (rad)

El orientación del vehículo está representado por: el Slip angle $\beta(t)$ en el centro de gravedad y el Yaw rate $\gamma(t)$ (Li, Zhao, & Chen, 2009).

En este trabajo de tesis se considerará los estándares según las normas de la SAE (Lakkad, 2004).

La expresión en espacio de estados está dada por:

$$\mathbf{x}_1' = [A]_{2 \times 2} \mathbf{x}_1 + [B]_{2 \times 1} \mathbf{u} \quad (2.25)$$

$$\mathbf{y}_1 = [C]_{2 \times 1} \mathbf{x}_1 \quad (2.26)$$

Donde:

$$\mathbf{x}_1 = [\beta \ \gamma]^T, \mathbf{u} = \delta_f, \mathbf{y}_1 = [\beta \ \gamma]^T$$

$$A = \begin{bmatrix} \frac{-C_f - C_r}{MV} & \frac{I_r C_r - I_f C_f}{MV^2} - 1 \\ \frac{I_r C_r - I_f C_f}{I_s} & \frac{-I_f^2 C_f - I_r^2 C_r}{I_s V} \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{C_f}{MV} \\ \frac{I_f C_f}{I_s} \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

2.6.2. Dinámica Longitudinal del Vehículo

La dinámica longitudinal se da por el movimiento lineal del vehículo (figura 2.13).

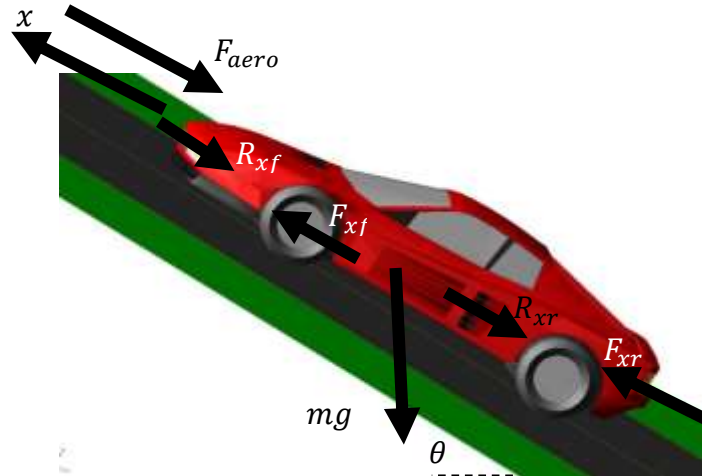


Figura 2.13. Dinámica Longitudinal en Adams/Car (Rajamani, 2006)

$$mx'' = F_{xf} + F_{xr} - F_{aero} - R_{xf} - R_{xr} - mg\sin(\theta) \quad (2.30)$$

F_{xf} : Fuerza longitudinal del neumático frontal

F_{xr} : Fuerza longitudinal del neumático posterior

F_{aero} : Fuerza aerodinámica

R_{xf} : Fuerza debido a la resistencia rolling del neumático frontal

R_{xr} : Fuerza debido a la resistencia rolling en el neumático posterior

m : Masa del vehículo

g : Aceleración de la gravedad

θ : Ángulo de inclinación de la carretera

De la dinámica lateral y longitudinal (Lee, 2011), tenemos que la aceleración lateral del vehículo está dada por:

$$a_y = v_y' + V_x\gamma \quad (2.31)$$

Donde $v_y = y'$; es la velocidad lateral del vehículo.

En los vehículos actualmente la aceleración lateral es medida por un acelerómetro.

F_{yf} es la fuerza lateral del neumático frontal dado por:

$$F_{yf} = \frac{(ma_y I_r + I_s \gamma')}{I_f + I_r} \quad (2.32)$$

La fuerza longitudinal del neumático frontal está dada por:

$$F_{xf} = C_{of} \sigma_x, \quad \sigma_x = \frac{r_{eff} \omega_w - V_x}{\max(V_x, r_{eff} \omega_w)} \quad (2.33)$$

Donde σ_x es el radio de deslizamiento, r_{eff} es el radio efectivo del neumático y $r_{eff} \omega_w$ es la velocidad equivalente rotacional y C_{of} es la rigidez del neumático.

La fuerza debido a la carretera en las ruedas del automóvil está dada por:

$$F_R = F_{xf} \sin(\theta_{fw}) + F_{yf} \cos(\theta_{fw}) \quad (2.34)$$

Donde θ_{fw} es el ángulo de desplazamiento de las ruedas, este valor se puede calcular a partir del ratio de dirección dado por:

$$Ratio = \frac{GG}{RR} = \frac{\theta_{sw}}{\theta_{fw}} \quad (2.35)$$

Donde GG (maximo giro del volante) y RR (maximo giro de la rueda)

Reemplazando en la ecuación (2.9) -(2-11) obtenemos:

$$M_R Y_R'' + B_R Y_R' + C F_R \text{sign}(Y_R') = \frac{\eta_F T_p}{R_p} - K_{SL} \frac{2\eta_B Y_R}{N_L^2} + F_R \quad (2.36)$$

De la ecuación (2.36), la fuerza externa en la cremallera: $F_R = \frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \theta_{fw} - F_{ext}$

De la ecuación (2.5), la carga del motor: $M_L = \frac{R_p}{N_1} F_R$

2.7. Validación del Modelo Obtenido del Sistema EPS

El objetivo de la validación es comprobar el funcionamiento del modelo del sistema EPS, verificando el aporte de asistencia que entrada el motor al sistema a fin de aminorar el esfuerzo del conductor y generar una mejor sensación de manejo. Esto se realizará mediante pruebas de validación del sistema de dirección y la dinámica del vehículo antes maniobras frecuentes del conductor de cambio de carril (Lane Change). Los parámetros de la tabla 2.3 son tomados de un vehículo categoría M1, Hyundai Accent 2008 (Anexo: SteeringHyundai.pdf), estos valores pueden diferir de acuerdo al fabricante. Para nuestras pruebas de validación se consideraron los parámetros de la tabla tanto para hacer un estudio de la dinámica del sistema de dirección como también de la dinámica del sistema vehicular. Todos los parámetros están en unidades del sistema internacional (S.I).

Tabla 2.3. Valores de Parámetros del sistema EPS

Parámetros	Valores	Unidades	Nombre
J_{sw}	0.03444	kg-m ²	Inercia del Volante
J_{sc}	0.03444	kg-m ²	Inercia de la columna
J_{fw}	0.61463	kg-m ²	Inercia de la rueda
J_m	3.5×10^{-4}	kg-m ²	Inercia del motor
M_r	2.0	kg	Masa de la cremallera
B_{sw}	0.36042	N-m/(rad/seg)	F. viscosa volante
B_{fw}	88.128	N-m/(rad/seg)	F. viscosa rueda
B_{sc}	0.36042	N-m/(rad/seg)	F. viscosa columna
B_R	88.128	N-m/(m/seg)	F. viscosa cremallera
B_m	0.05	N-m/(rad/seg)	F. viscosa motor

CF_r	0.04	N	F. coulomb cremallera
CF_{fw}	0.04	N	F. coulomb rueda
K_{sw}	42057	N-m/rad	Rigidez del volante
K_{sc}	42057	N-m/rad	Rigidez columna
K_{TR}	42057	N-m/rad	Rigidez barra de torsión
K_{SL}	14878	N-m/rad	Rigidez de ligamentos
L	0.0001	H	Inductancia
R	0.1	Ω	Resistencia
K_t	0.8706	N-m/A	Cte. Motor
K_b	0.8706	V/(rad/seg)	F. Contra electromotriz
N_1	1		Relación engranajes
R_p	0.007367	m	Radio del piñón
N_L	0.11816	m	Tasa de ligamentos
η_f	0.985		Eficiencia adelante
η_B	0.985		Eficiencia atrás
C_f	96 000	N/rad	Rigidez frontal
C_r	96 000	N/rad	Rigidez posterior
I_s	4040	Kg/m ²	Inercia del vehículo
I_f	2.0	m	Longitud frontal
I_r	2.3	m	Longitud posterior
m	1270	Kg	Masa del vehículo
GG	450	grados	Máximo giro del volante
RR	29	grados	Máximo giro de la rueda
$Ratio$	16		Relación de dirección
K_p	20000		Cte. Proporcional
K_d	300	seg	Cte. Derivativa

2.7.1. Generación de Perturbación en las Ruedas

En un sistema de dirección real existen distintos tipos de perturbación. Entre ellas están las perturbaciones de la carretera, el auto-alineamiento de las ruedas, etc. Para lo cual en esta simulación se verifica la robustez ante las perturbaciones generadas por la carretera en las ruedas del vehículo.

Dado la condición inicial de reposo consideramos:

$$\theta_{sw} = \theta'_{sw} = \theta''_{sw} = \theta'_{sc} = 0 \quad (2.37)$$

Reemplazando en la ecuación (2.1) podemos obtener θ_{sc}

$$\theta_{sc} = -\frac{T_{sw}}{K_{sc}} \quad (2.38)$$

Por lo tanto, el Torque generado en el volante está dado por:

$$T_{sw} = -K_{sc}\theta_{sc} \quad (2.39)$$

Dada la ecuación (2.39) podemos notar que el torque generado en el volante depende proporcionalmente de θ_{sc} (ángulo de barrido de la columna), la idea para reducir el

torque es minimizar las variaciones de θ_{sc} lo cual se conseguirá con una apropiada ley de control.

En la figura 2.14 se puede mostrar el diagrama del sistema EPS en Simulink, donde se genera una perturbación tipo impulso en las ruedas.

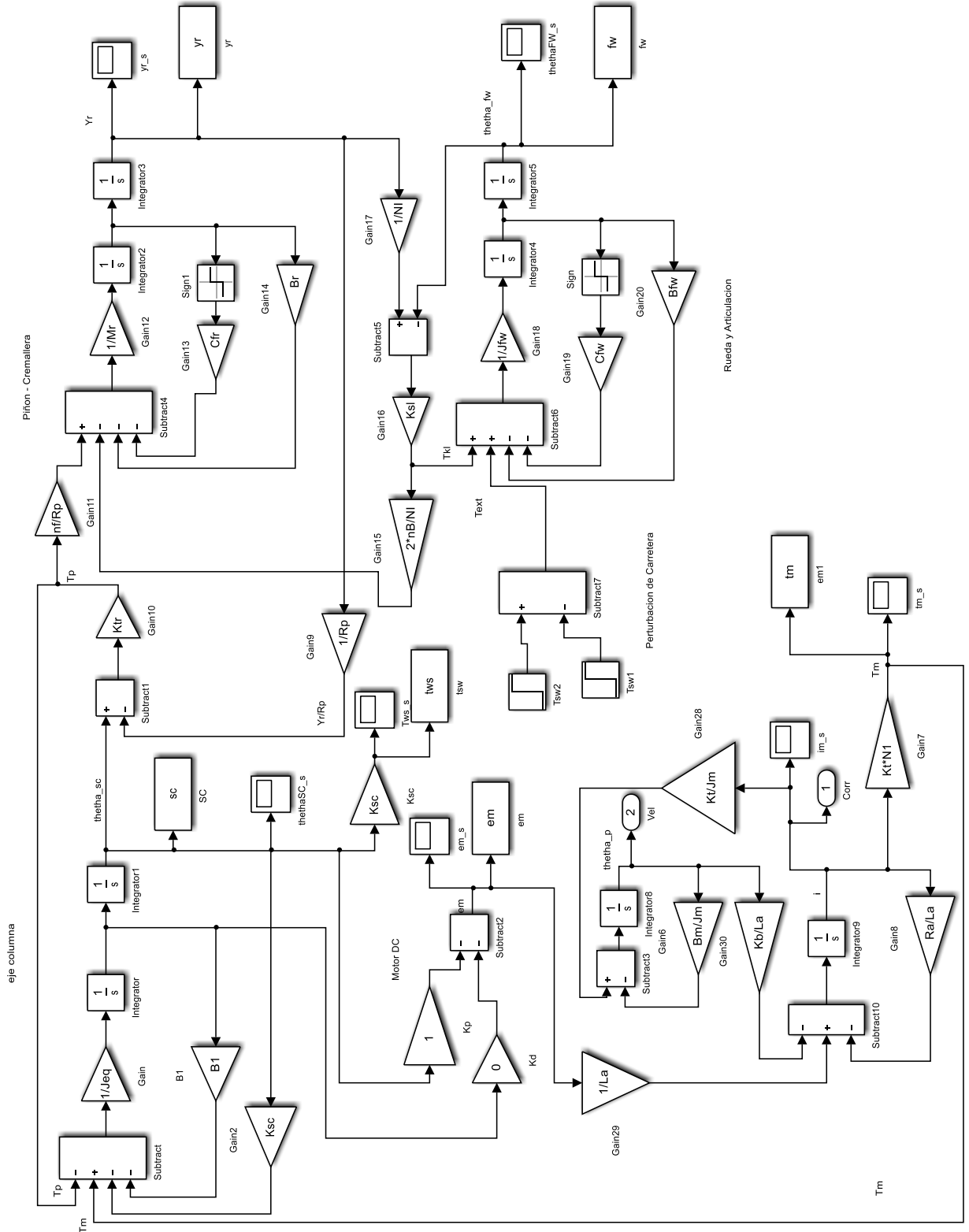


Figura 2.14. Sistema EPS en Simulink con perturbación en las ruedas

Cabe aclarar que para esta validación se graficó comparativamente la señal del sistema sin control, con control P y con control PD.

En estas pruebas se genera una perturbación en las ruedas por la geometría de la carretera, con el objetivo de poder diferenciar el aporte de asistencia del sistema con control P, control PD y el caso sin control. Se genera un pulso positivo que simula la perturbación, el cual se refleja en el desplazamiento del ángulo de la rueda.

- **Torque Requerido en el Volante**

En la figura 2.15 se puede notar que el torque necesario para estabilizar el sistema es mucho menor con control PD, reduciendo notoriamente un 30% el esfuerzo en el volante. A comparación del control P el control PD genera la señal más suave. En conclusión, vemos que el control PD (línea negra) reduce el esfuerzo del conductor y evita las oscilaciones que se pueden generar en el sistema.

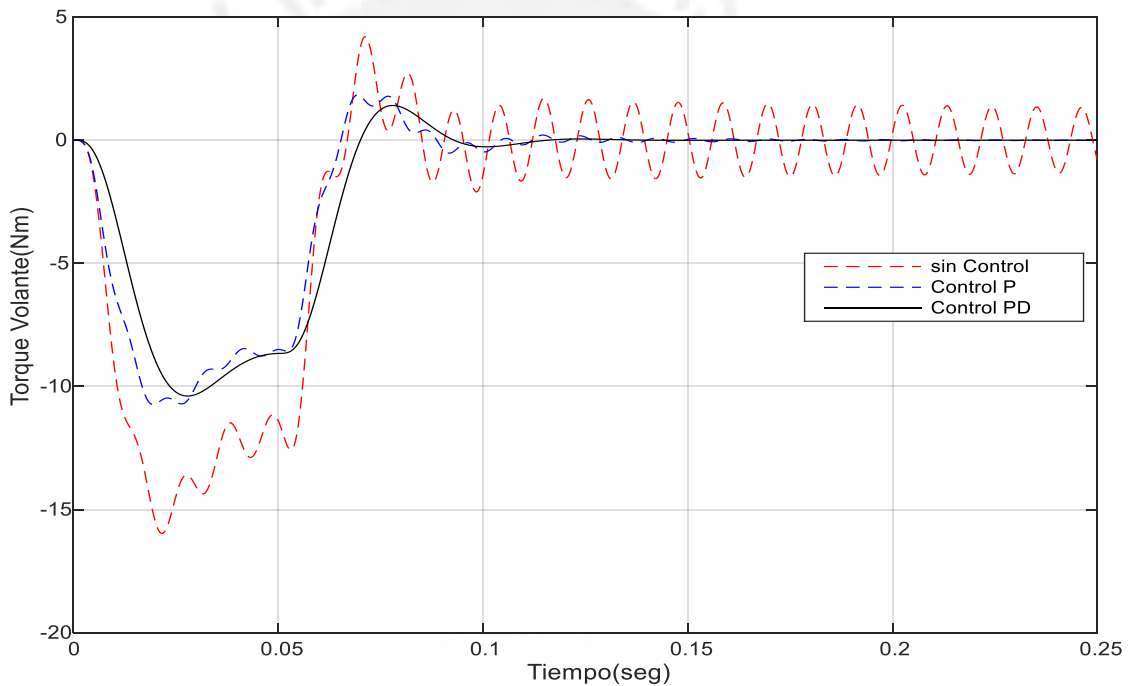


Figura 2.15. Torque en el volante debido a una perturbación

- **Torque Generado por el Motor DC de Asistencia**

En la gráfica 2.16 se puede notar el aporte del torque del motor a la columna de dirección, el control PD aporta aproximadamente -6 Nm, el signo es debido a que la asistencia del motor es en sentido contrario al giro de la rueda, con el fin de compensar la fuerza generada. El sistema con control PD (negro) presenta menos oscilaciones que el sistema con control P (azul). Por último, se puede ver el sistema sin control (rojo), que genera un aporte nulo en la asistencia del motor.

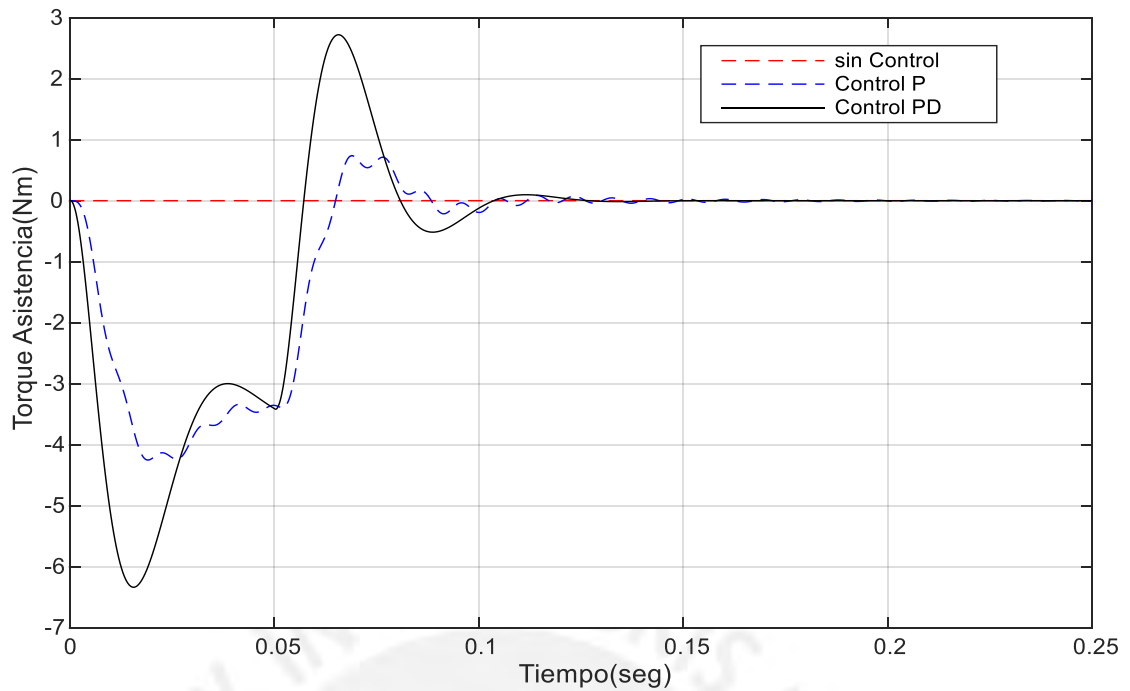


Figura 2.16. Torque Asistido del Motor ante una perturbación.

- **Desplazamiento de la Cremallera**

Se puede comprobar que el desplazamiento de la cremallera es proporcional a la perturbación, es decir a mayor intensidad de la perturbación el desplazamiento de la cremallera es mayor. La asistencia con controlador P y PD permite reducir dicho desplazamiento: es decir, el sistema controlado reduce el desplazamiento de la cremallera como se aprecia en la figura 2.17.

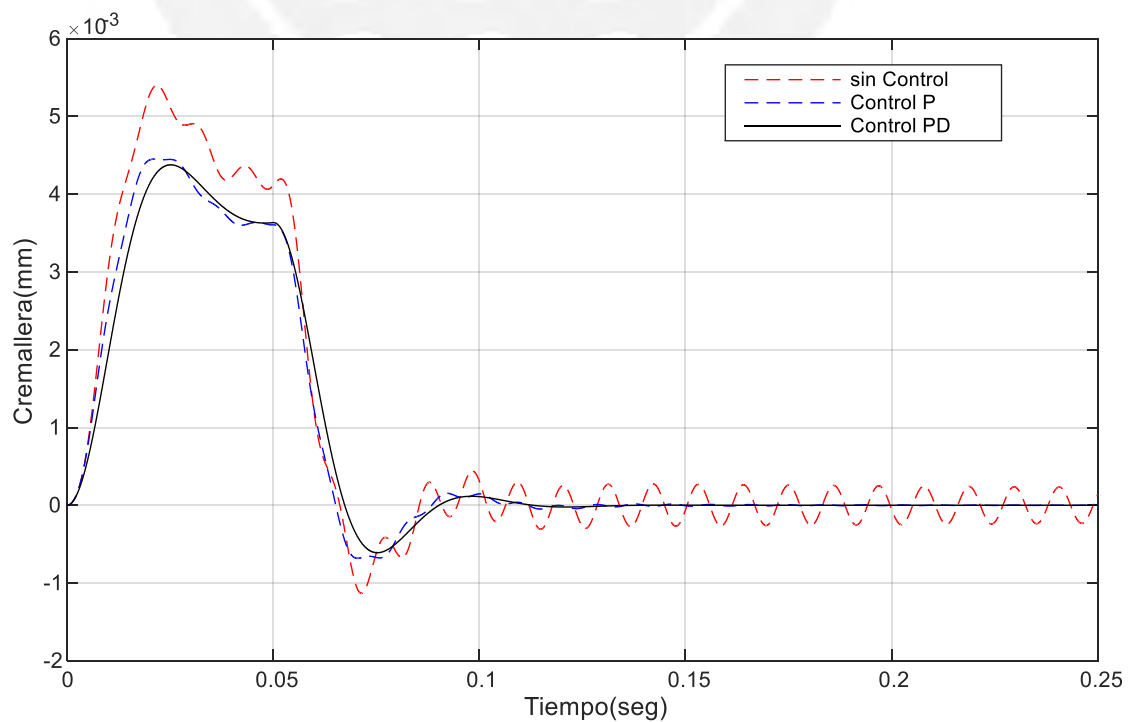


Figura 2.17. Desplazamiento de la cremallera ante una perturbación.

2.7.2. Generación de Torque en el Timón (Volante)

En la figura 2.18 se muestra el esquema realizado en Simulink para la generación del torque del volante en el sistema de dirección EPS.

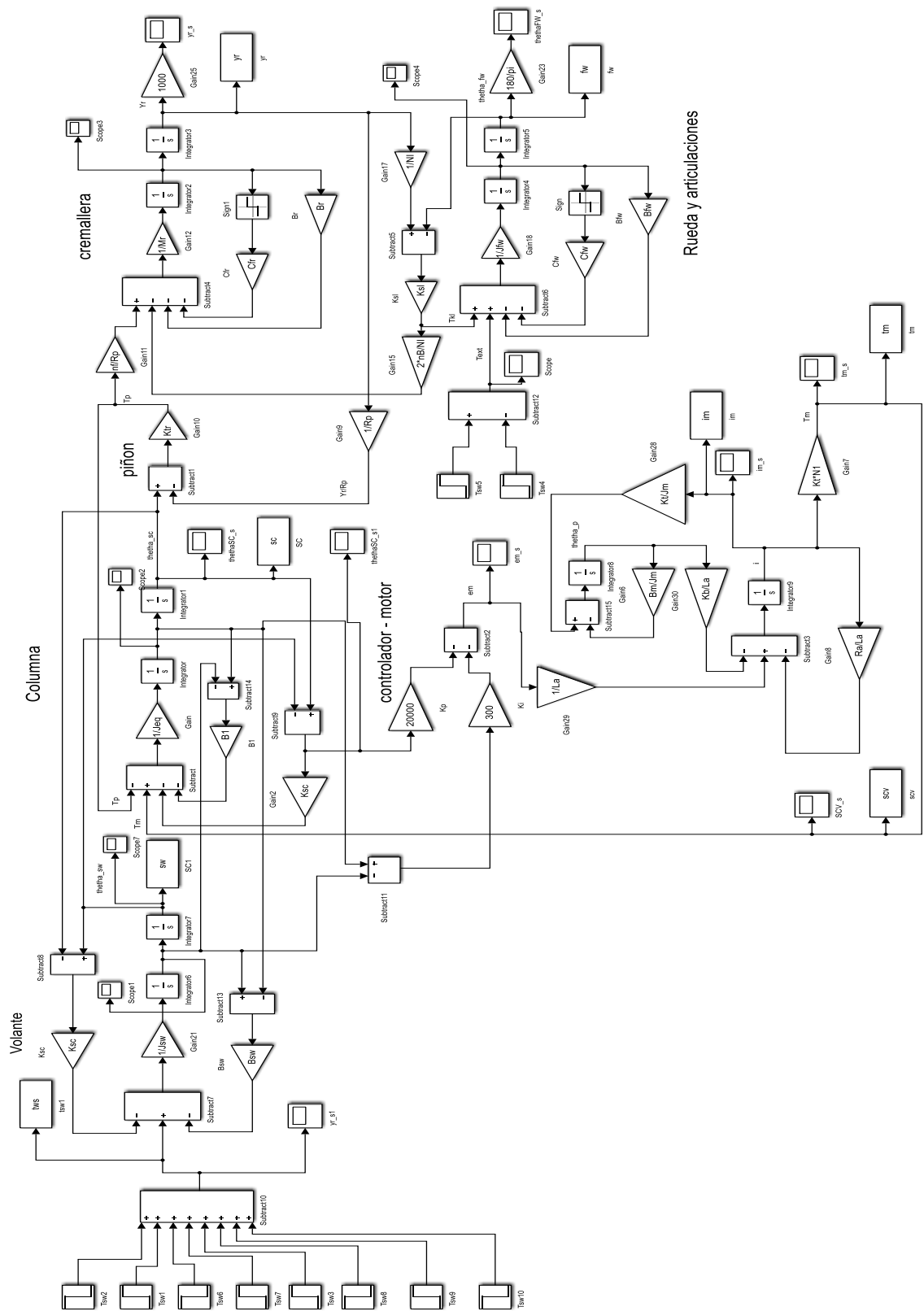


Figura 2.18. Torque Generado en el Timón.

Una prueba muy importante del sistema de dirección EPS es cuando el conductor genera un torque en el volante, entonces el sistema de dirección debe desplazarse de acuerdo al valor deseado generado por el conductor.

Una prueba que se realizó es simulando una maniobra de “Doble Cambio de Carril”, con lo que se podrá corroborar el ángulo de desplazamiento de los neumáticos dado por el valor proporcional del torque generado por el conductor.

Según estudios estadísticos, el ser humano genera un torque en el timón promedio de 5 Nm y el cambio abrupto de la dirección producido por un conductor es de 0.2 segundos (Reichhartinger, Spurgeon, & Weyrer, 2016).

- **Torque Generado por el Motor DC de Asistencia**

La asistencia del Motor DC es notoria, en la gráfica de la figura 2.19 podemos ver el aporte de asistencia con controlador PD frente al sistema sin control.

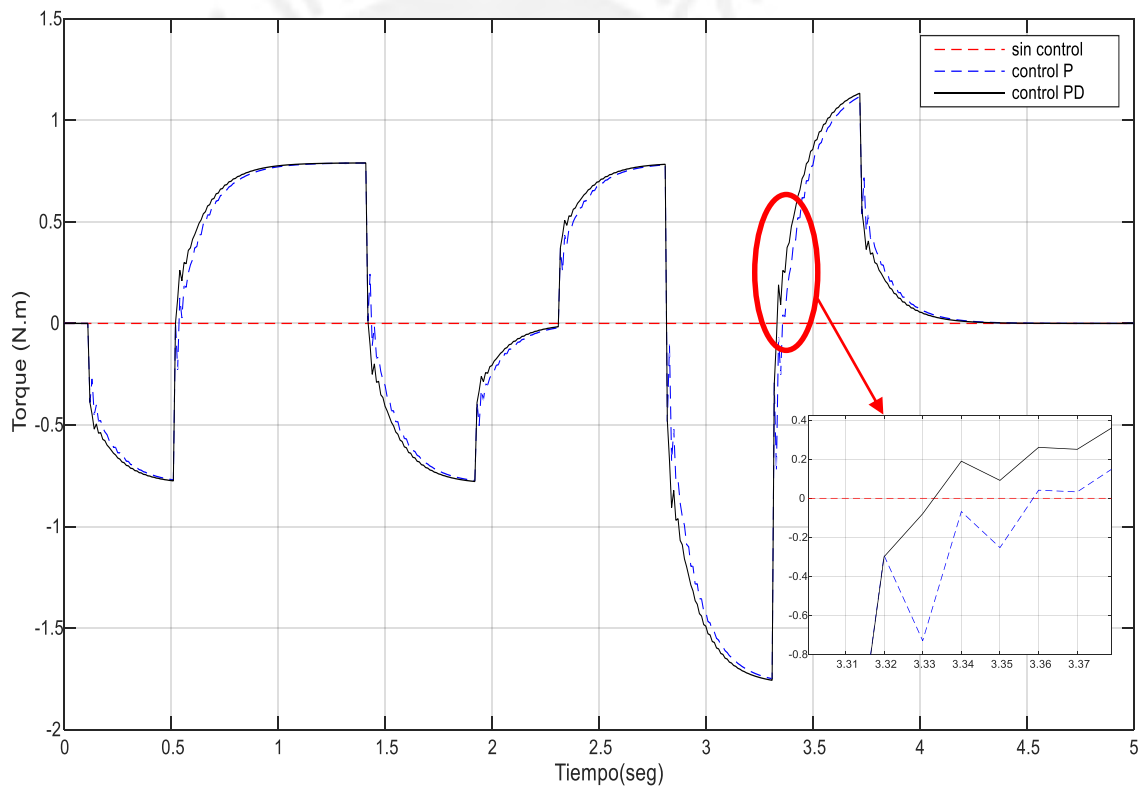


Figura 2.19. Torque de asistencia del motor DC.

- **Desplazamiento de la Cremallera**

En la figura 2.20 puede verse el desplazamiento de la cremallera. Donde podemos comprobar que el sistema con control genera un mayor desplazamiento de la cremallera. Cuando el conductor aplica el torque, el lazo de control genera un torque proporcional a fin de minimizar el esfuerzo del conductor.

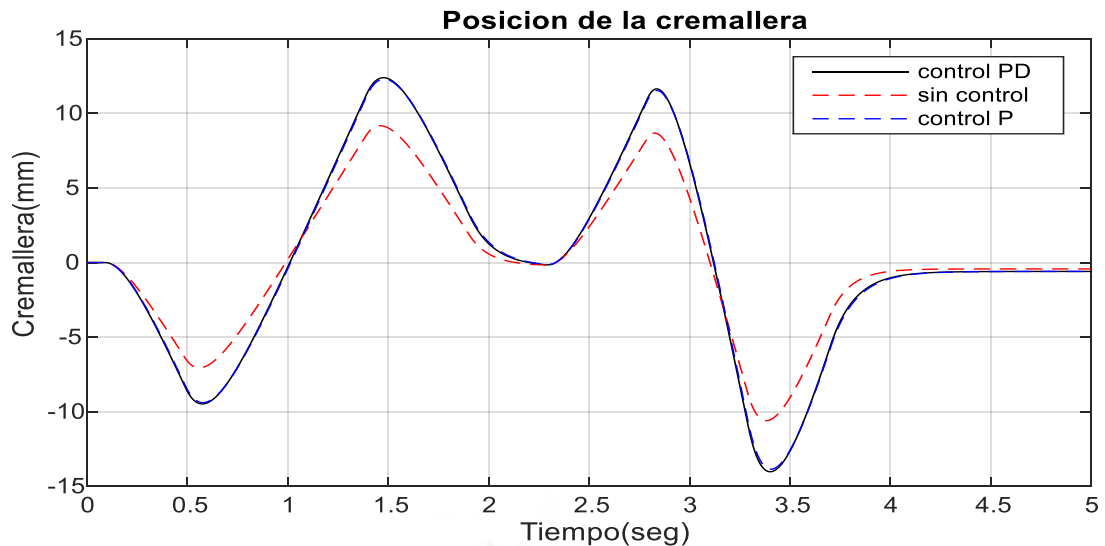


Figura 2.20. Desplazamiento de la cremallera

Las altas frecuencias son sentidas por el conductor al manipular el volante. En la figura 2.21 se muestra el diagrama de bode comparativo entre el sistema EPS con control y sin control, pudiendo verse que el sistema controlado filtra los picos de alta frecuencia que se genera con el control P a 1200 rad/seg.

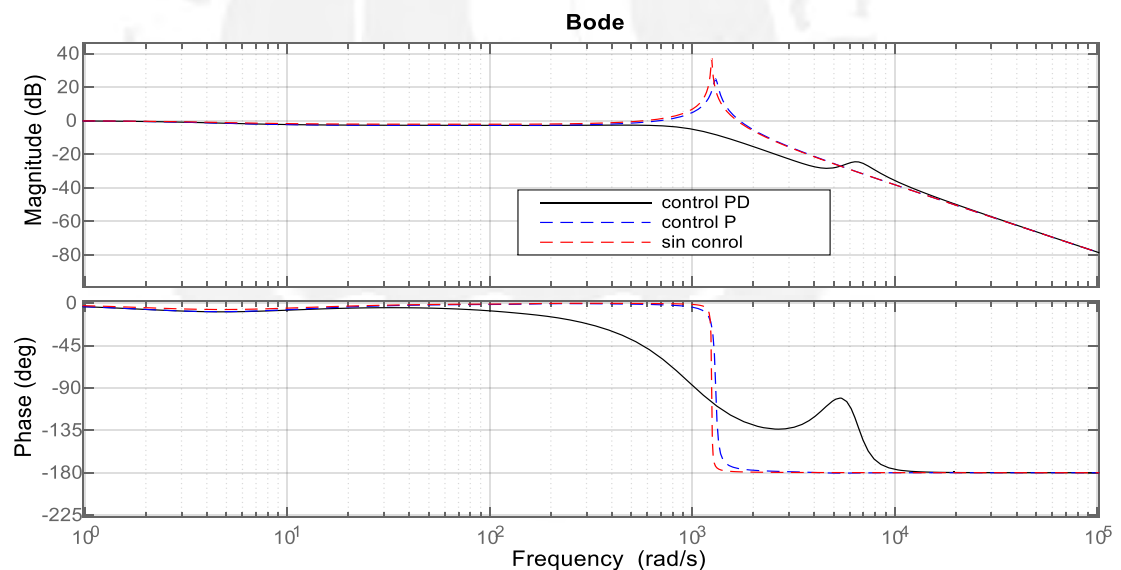


Figura 2.21. Diagrama de Bode con entrada de Torque del volante

2.8. Validación de la Dinámica del Vehículo

En esta parte de la validación se consideró tanto el modelo del sistema EPS, el modelo de la dinámica del vehículo, modelo de una carretera y modelo de un conductor. Las pruebas de validación primeramente se realizarán en MATLAB, con el objetivo de verificar 2 condiciones:

- Confort del conductor.- Una buena sensación del conductor, reduciendo el esfuerzo al maniobrar el volante.

- Estabilidad del vehículo.- Un correcto control permitirá un manejo seguro, libre de accidentes, es decir mayor seguridad al conductor.

Las pruebas se realizaron a una velocidad de 80 Km/h.

En la figura 2.22 se puede ver los resultados realizados simulados en Matlab en un evento de doble cambio de carril.

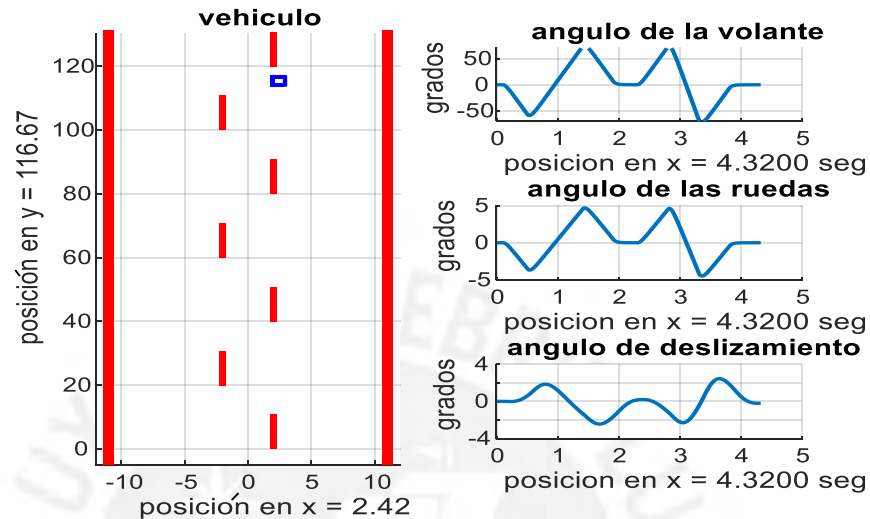


Figura 2.22. Maniobra de doble cambio de carril

En la figura 2.23 se muestra las señales comparativas entre un sistema de dirección sin control, con control PD y Fuzzy, en la gráfica superior se puede notar el torque de asistencia del sistema controlado PD (rojo), control Fuzzy (negro). En la gráfica inferior se puede ver el ángulo de transmisión de las ruedas, donde el sistema controlado con ambos controladores genera mayor barrido ángulo en comparación con el sistema sin control.

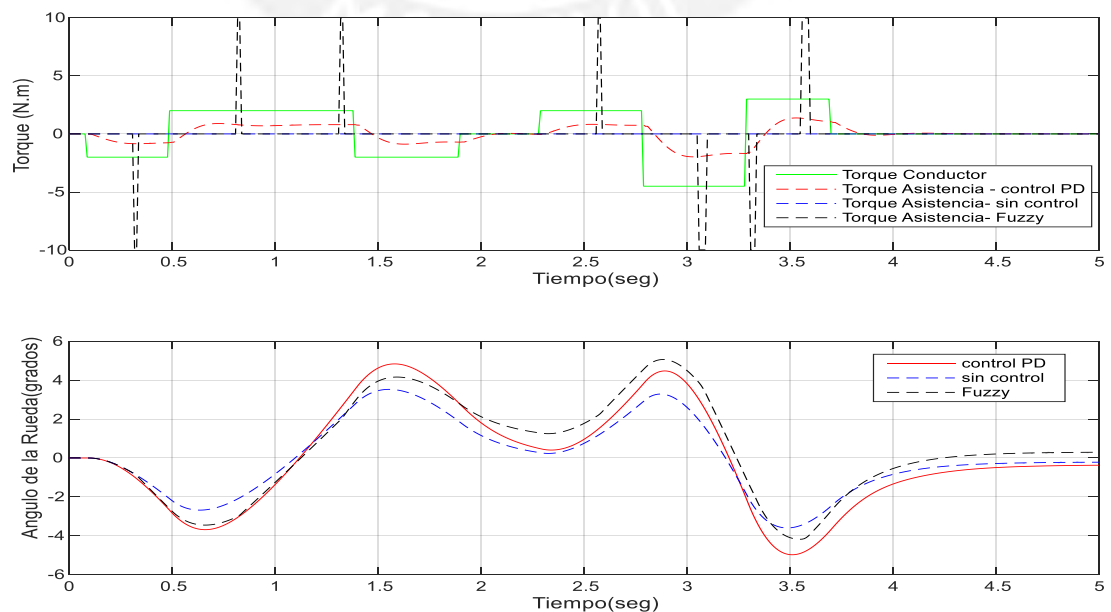


Figura 2.23. Torque de asistencia (superior), Ángulo de la rueda (inferior)

Este resultado permite ver que un control clásico puede aportar la asistencia requerida, lo cual verifica que el sistema controlado EPS permite reducir el esfuerzo del conductor brindado mayor confort, además que el sistema de control fue sintonizado con el fin de filtrar las altas frecuencia que son las que generan oscilaciones no deseadas en el volante.

En la figura 2.24 se puede apreciar las 2 variables de la estabilidad del vehículo que son influenciadas por el sistema de dirección EPS. El ángulo de deslizamiento (Slip Angle) y la velocidad de guiñado (Yaw Rate), viendo que no altera las variables de estabilidad del vehículo. En conclusión, el sistema EPS garantiza confort y seguridad frente a maniobras del conductor.

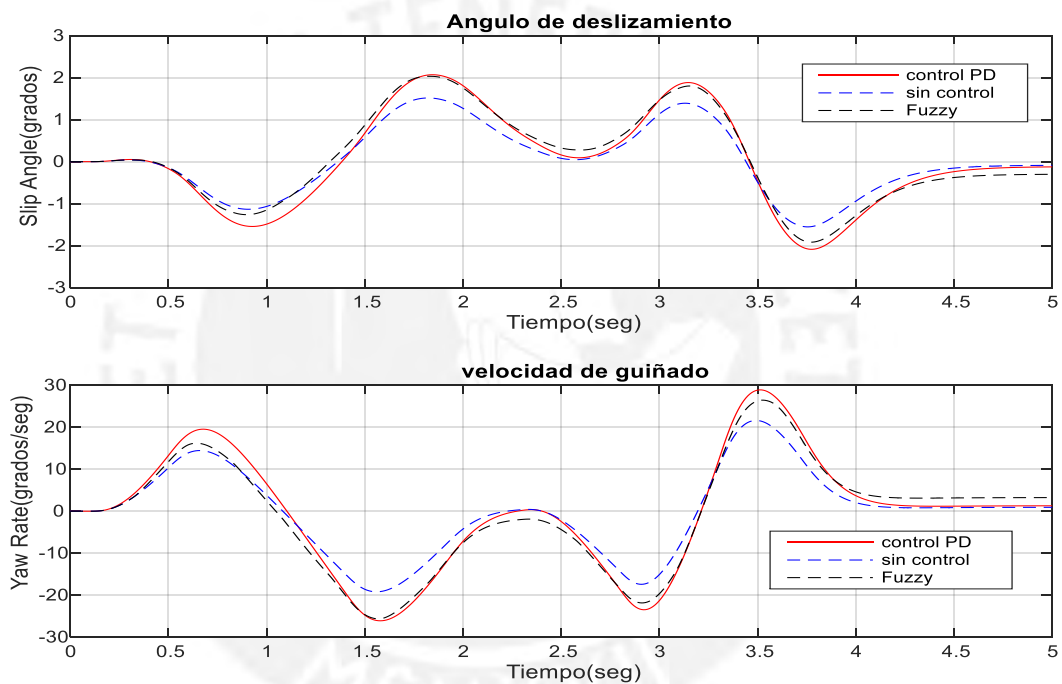


Figura 2.24. Ángulo de deslizamiento (superior), Velocidad de guiñado (inferior)

2.8.1. Validación en Software Adams y Carsim

- **MSC Software**

MSC Software es una Corporación Americana dedicada al software de simulación, muy utilizado en simulación de ingeniería aeronáutica, automotriz, etc.

Adams.- Es un paquete dedicado a diseño de estructuras mecánicas y cinemática vehiculares.

➤ **Simulación en Adams/View**

La estructura mecánica del sistema de dirección asistida se diseñó en Adams/View con interfaz MATLAB como se puede ver en la figura 2.25.

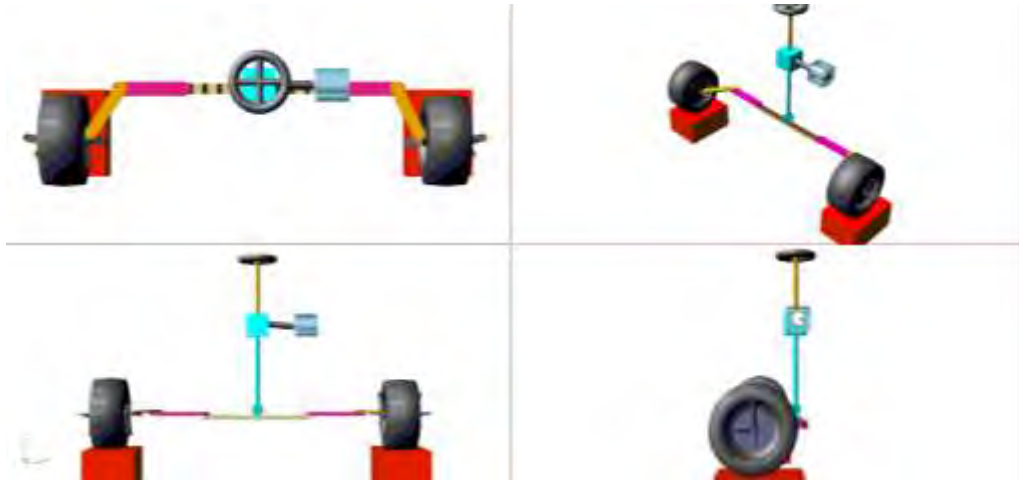


Figura 2.25. Sistema de dirección EPS en Adams/View

- **Mechanical Simulation**

Mechanical Simulation es una compañía americana dedicada a software de simulación de vehículos.

- Carsim.- Es un paquete de software que predice el rendimiento del vehículo en respuesta a los controles del conductor (dirección, aceleración, freno, etc.) dado un entorno. El entorno grafico permite una interfaz más didáctica.

- **Co-Simulación con MATLAB**

CarSim puede comunicarse con MATLAB-Simulink, con lo cual se pudieron realizar pruebas de sistema de control. En la figura 2.26 se puede apreciar la simulación entre Carsim y Simulink, donde está compuesto por: la generación de maniobra de DLC, el sistema EPS y el bloque S-Function/Carsim.

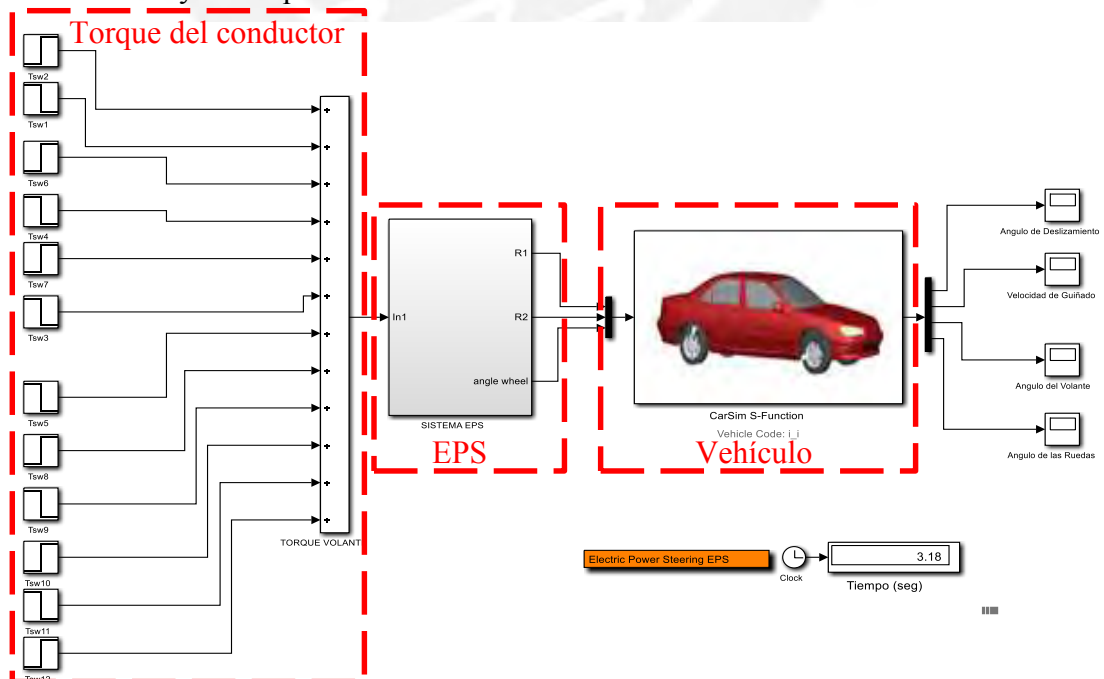


Figura 2.26. Simulación con Matlab-Simulink

➤ Simulación en Carsim – Doble Cambio de Carril (DLC)

CarSim permite animar los resultados, comportamiento del sistema ante un sistema vehicular real.

En la Figura 2.27 se puede verificar la animación en Carsim con Matlab, donde las gráficas muestran las variables principales: Ángulo del volante, Ángulo de la rueda, Tasa de guiñado y el Ángulo de deslizamiento con un vehículo con control PD (rojo) y un vehículo sin control (Azul). Podemos verificar mediante las gráficas el aporte de la asistencia a un automóvil con sistema EPS frente a uno sin sistema EPS.

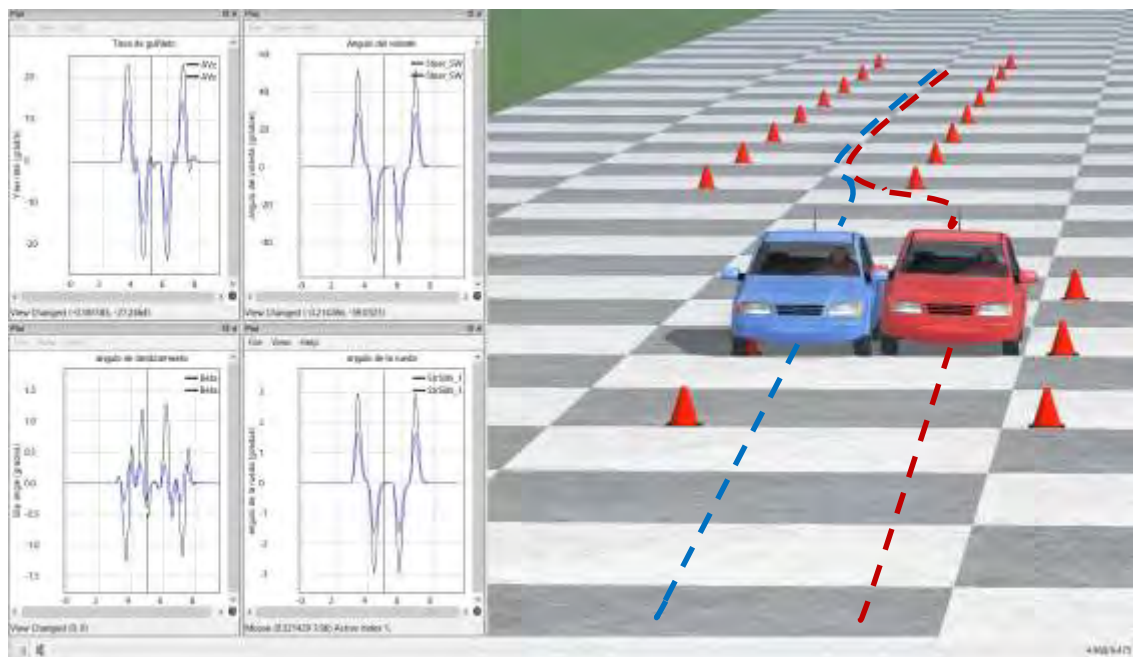


Figura 2.27. Simulación DLC con Carsim-Simulink

2.9. Conclusiones del Capítulo

- Se desarrolló el modelo matemático del sistema EPS, el que fue planteado considerando 4 grados de libertad, con parámetros de un vehículo Hyundai.
- El mecanismo del sistema EPS fue validado en software como Matlab, verificando el buen funcionamiento del modelo con control PD.
- El modelo dinámico del vehículo fue validado usando Carsim, verificándose que cumple con los requerimientos de confort del conductor.
- Dado estos resultados, el modelo de la dirección EPS puede ser parte del estudio del diseño de un sistema de diagnóstico de fallas.

3. DISEÑO DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS PARA LA DIRECCIÓN ASISTIDA ELÉCTRICA

3.1. Introducción

En este capítulo se especificará los tipos de fallas que a menudo se presentan en el sistema de dirección EPS, considerándose como estudio las fallas en los sensores y actuadores del sistema. Se desarrollará una metodología para diseñar un sistema de detección y aislamiento de fallas (FDI), donde el estudio estará basado en detectar fallas por sensores y por parámetros internos del motor DC (Actuador) en base a la generación de residuales.

Seguidamente se obtendrá una matriz de firma de fallas dado por los residuales, donde se puede comprobar si son fuertemente aislables. La metodología planteada para el sistema FDI está basado en Relaciones de Redundancia Analítica (ARR), en específico se utilizará las ecuaciones de paridad para generar los residuales.

Posteriormente se desarrollará un sistema de diagnóstico de fallas propiamente dicho, el cual utilizará los residuos generados por el sistema FDI y mediante un método basado en RNA entrenado con datos previos para cada tipo de fallas, dará un diagnóstico del tipo de anomalía o falla que se presente. En la figura 3.1 se aprecia el diagrama de bloques del sistema FDD que se estudiará en el presente capítulo.

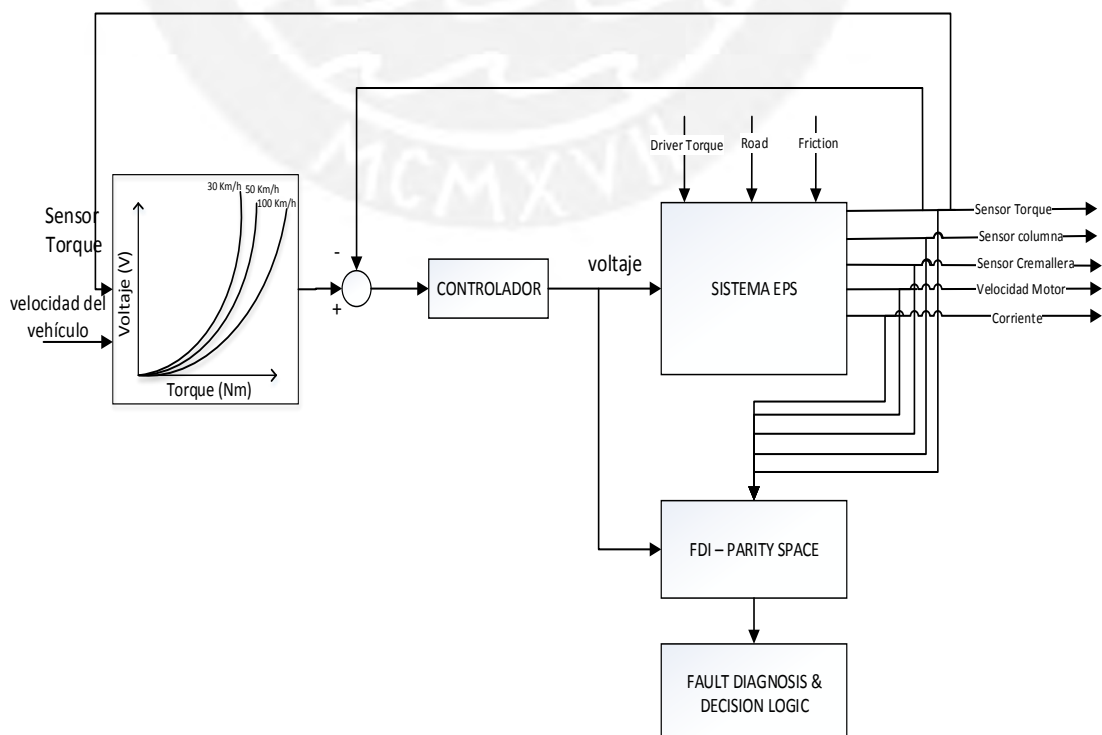


Figura 3.1. Diagrama de Bloque del sistema de FDD en la dirección EPS

3.2. Fallas de Instrumentación y Parámetros en el Sistema de Dirección Asistida EPS

3.2.1. Definición y Tipo de Fallas

Las fallas son eventos ajenos al comportamiento normal del sistema, es un estado no permitido en el comportamiento de las variables o parámetros, lo cual se refleja en el mal funcionamiento de sistema. Un estudio para detectar estas fallas permitirá dar información de que dichos eventos se producen y poder tomar medidas correctivas para evitar posibles problemas futuros. Las fallas en el sistema pueden dividirse en:

- **Fallas Multiplicativas**

Fallas que se deben a cambios internos del modelo del sistema, como pueden ser los cambios de parámetros. Esto se refleja como incertidumbre que afecta la dinámica del sistema.

- **Fallas Aditivas**

Son fallas que no afectan a la función de transferencia del sistema, pero si a la salida, en el caso de un control de lazo cerrado este error estaría realimentándose, con lo cual podría producir varios problemas. Estas fallas pueden ser debido a: fallas en los sensores y actuadores.

3.2.2. Fallas Comunes en el Sistema de Dirección EPS

El sistema vehicular está expuesto a múltiples factores que pueden alterar el correcto funcionamiento del vehículo. En el sistema EPS las fallas más comunes se presenta en los sensores y actuadores. Todas estas fallas fueron estudiadas considerando las características de un vehículo Hyundai Accent del 2008 (Anexo: fallasEPS_Hyundai.pdf).

- **Fallas en el Actuador - Motor DC**

El Motor es el actuador en el sistema de control del EPS, el cual es el instrumento que aporta la asistencia al sistema de dirección. El motor se encuentra instalado en el centro de la columna de dirección, donde la tensión y corriente del motor es comandado por la ECU mediante un driver puente H.

El motor puede sufrir de problemas como el sobrecalentamiento. Al calentar el motor la ECU detiene el sistema, eso se refleja en que el conductor siente más duro el volante. También el desgaste de las partes móviles reduce la eficiencia del motor.

En esta tesis se pretende hacer un monitoreo de los parámetros que varían proporcionalmente a cambios de temperatura, de los cuales podemos mencionar: la resistencia de armadura y la fricción viscosa, a fin de poder prevenir el

sobrecalentamiento del motor y evitar una posible inoperatividad del sistema. Otra forma de monitorear el buen funcionamiento del motor es a través de la constante del motor, este parámetro permite medir el grado de rendimiento del motor.

A continuación, especificaremos los sensores con posibles fallas en el sistema EPS, hay que considerar que los sensores trabajan conectados a la red CAN (que utiliza 4 hilos), 2 hilos de alimentación de la red y 2 hilos de datos CAN_L y CAN_H.

El sensor de posición angular de la columna (Hall Effect steering sensor) tiene una sensibilidad de 1.2 rad/Volt (Steering Angle Sensor Absolute) y trabaja con una alimentación de ± 5 Voltios (Anexo: SASA.pdf).

- **Fallas en el Sensor de Corriente**

El sensor de medición de corriente está instalado en el motor DC con la finalidad de medir la corriente del sistema y enviar la información a la ECU.

La ECU constantemente está monitoreando los niveles de corriente del motor para poder actuar ante cualquier posible incremento de la corriente, para así poder apagar el motor y prevenir daños del sistema.

Los sistemas de dirección actuales cuentan con un sistema que reconoce fallas si la medida de corriente del motor es menor a 2A cuando la corriente objetivo es mayor que 4A por 2.4 segundos o más. Por lo tanto, una falla por bias o desconexión del sensor son motivo de análisis para prevenir problema en el sistema EPS.

El sensor de corriente es del tipo Efecto Hall, la alimentación VS es de ± 5 voltios, la sensibilidad de 185mV/A hasta 30 Amperios (Anexo: ACS712.pdf).

- **Fallas en el Sensor de Velocidad Angular del Motor DC**

Este sensor mide las revoluciones del motor de asistencia, a través del cual es posible informar a la ECU el régimen de trabajo del motor.

La falla por bias da como resultado una falsa información a la ECU. La desconexión del sensor es otro problema que produce que el sistema EPS se apague.

Este sensor es del tipo Efecto Hall Honeywell, que trabaja a ± 5 voltios, con un rango de trabajo de 1500 RPM (Anexo: TLE5011.pdf).

- **Fallas en el Sensor de Torque EPS**

El sistema EPS está dado por una estrategia de control (control en lazo cerrado).

La medida de la señal de torque del conductor se mide en la columna. El sensor es de tipo Magnetoresistivo o Potenciómetro, el cual mide el ángulo de giro del volante con un diferencial del ángulo de barrido de la columna y el volante.

En los sistemas de dirección actuales, una falla en la señal es considerada cuando sobrepasa 4.6V o menor de 0.4V, por lo que como respuesta el sistema apaga el Motor de Asistencia y se enciende la luz de advertencia, pero el estudio del mal funcionamiento del sensor por fallas de bias y desconexión evitaría la ineficiencia en la estrategia control, a través de un sistema tolerante a fallas.

El rango del sensor de torque es 60Nm y el voltaje es de 5V (Anexo: SETS1369.pdf).

- **Fallas en el Sensor de Desplazamiento de la Cremallera**

Este sensor permite medir el desplazamiento lineal de la cremallera, con el fin de poder saber cuánto es el barrido lineal que se transmitió del torque generado en el volante. Se describieron 2 puntos críticos en cuanto a fallas en un sistema de dirección asistida, dado por fallas por bias y falla por desconexión. Un correcto método de detección de fallas permitirá obtener un sistema mucho más eficiente mejorando la comodidad de conductor y evitando posibles daños, incluso evitando accidentes fatales. Este sensor es de la marca Infineon (Anexo: TLE4997.pdf).

3.3. Diseño del Sistema de Detección, Aislamiento e Identificación de Fallas en el Sistema EPS

3.3.1. Definición del Método Planteado Basado en Ecuaciones de Paridad

Como se puede explicar en el capítulo I, el método ARR será objeto de estudio a lo largo de este capítulo para el desarrollo del sistema de detección, la generación de residuos permite detectar fallas en diversos elementos sin la necesidad de elementos redundantes. Las ecuaciones de paridad son un método de Relaciones de Redundancia Analítica (ARR), que se basa en la comparación de la señal medida del sistema y la de un modelo matemático, generando un residual. Con este residual generado es posible detectar las fallas que ocurren en el sistema (Isserman, 2005). Las ecuaciones de paridad son un método basado en modelo que puede ser estudiado en base a una función de transferencia o espacio de estado.

Dado el modelo como una función de transferencia existen 2 formas de representar la estructura del generador de residuales: error de salida y error polinomial (figura 3.2).

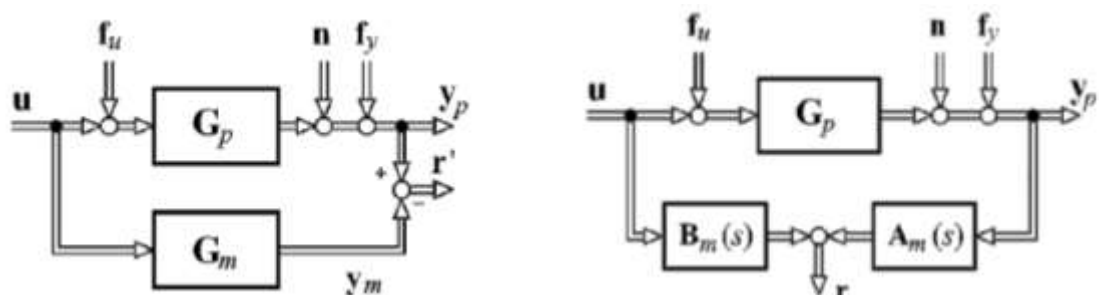


Figura 3.2. a) Error de salida b) Error polinomial (Isserman, 2005)

- **Residuales Estructurados**

El objetivo de esta estructura de residuales es desacoplar una variable de medición por cada residual que obtengamos, por lo que tendremos un banco de residuales de orden generalizado, cada residual debe ser insensible a una variable de medición, esto permitirá obtener un mejor aislamiento de las fallas.

3.3.2. Detección de Fallas Basados en ARR para Sistemas Determinísticos

Dado el sistema de dirección EPS en representación de espacio de estados de la forma siguiente:

$$x'(t) = Ax(t) + Bu(t) + E_x d(t) + F_x f(t) \quad (3.1)$$

$$y = Cx(t) + Du(t) + E_y d(t) + F_y f(t) \quad (3.2)$$

$$x(0) = x_0 \quad (3.3)$$

Donde $x(t)$ son las variables de estado, $u(t)$ es la variable de control, $d(t)$ son las perturbaciones, $f(t)$ son las fallas de los sensores. La condición inicial del sistema EPS x_0 inicia en un punto de reposo (Blanke, Kinnaert, Lunze, & Staroswiecki, 2006). En la figura 3.3 se muestra la representación en diagrama de bloques del generador de residuales por Relación de Redundancia Analítica.

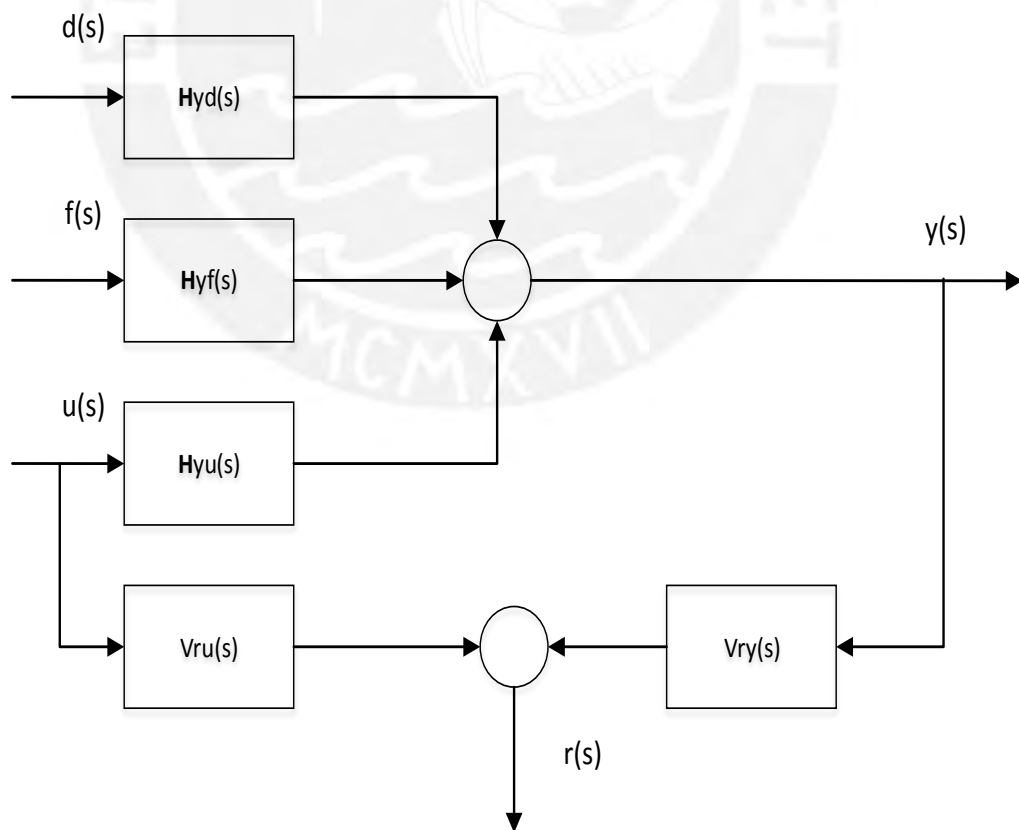


Figura 3.3. Diagrama de bloques del generador de residuos

Del diagrama de bloques de la figura 3.3 la transformada de Laplace está dado por:

$$y(s) = H_{yu}(s)u(s) + H_{yd}(s)d(s) + H_{yx}(s)x(0) + H_{yf}(s)f(s) \quad (3.4)$$

$$H_{yu}(s) = C(sI - A)^{-1}B + D \quad (3.5)$$

$$H_{yx}(s) = C(sI - A)^{-1} \quad (3.6)$$

$$H_{yd}(s) = C(sI - A)^{-1}E_x + E_y \quad (3.7)$$

$$H_{yf}(s) = C(sI - A)^{-1}E_x + F_y \quad (3.8)$$

El residual de la figura 3.3 estará dado por la siguiente expresión:

$$r(s) = V_{ru}(s)u(s) + V_{ry}y(s) = \begin{pmatrix} V_{ru}(s) & V_{ry}(s) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u(s) \\ y(s) \end{pmatrix} \quad (3.9)$$

- **Detectabilidad de Fallas**

De las ecuaciones reemplazamos (3.4) en (3.9), donde obtenemos:

$$r(s) = V_{ru}(s)u(s) + V_{ry} \left(H_{yu}(s)u(s) + H_{yd}(s)d(s) + H_{yx}(s)x(0) + H_{yf}(s)f(s) \right) \quad (3.10)$$

El residual puede escribirse matricialmente de la forma siguiente:

$$r(s) = \begin{pmatrix} V_{ru}(s) + V_{ry}(s)H_{yu}(s) & V_{ry}(s)H_{yd}(s) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u(s) \\ d(s) \end{pmatrix} + V_{ry}(s)H_{yx}(s)x(0) + V_{ry}(s)H_{yf}(s)f(s) \quad (3.11)$$

Dado las condiciones entonces $V_{ry}(s)H_{yx}(s)$ debe ser asintóticamente estable, además debe cumplirse que:

$$\begin{bmatrix} V_{ru}(s) + V_{ry}(s)H_{yu}(s) & V_{ry}(s)H_{yd}(s) \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (3.12)$$

Donde: $V_{ry}(s)$ tiene polos estables

Otra forma de expresar la ecuación (3.12) es:

$$\begin{bmatrix} V_{ry}(s) & V_{ru}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{yu}(s) & H_{yd}(s) \\ I & 0 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (3.13)$$

$$H(s) = \begin{bmatrix} H_{yu}(s) & H_{yd}(s) \\ I & 0 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

El espacio nulo izquierdo de $H(s)$ es denotado $N_L(H(s))$. Su dimensión es igual a la diferencia entre el número de filas y el rango de $H(s)$:

$$\dim(N_L(H(s))) = m + p - \text{rank}(H(s)) = m + p - (m + n_d) = p - n_d \quad (3.15)$$

$$m = \# \text{ entradas}, \quad p = \# \text{ salidas}, \quad n_d = \# \text{ entradas desconocidas}$$

Nota: El número de señal de salida debe ser mayor que el número de perturbaciones para que el espacio nulo tenga dimensión diferente de cero (non-Zero), es decir que debe existir una base vectorial que genera el espacio nulo.

Considerando las condiciones iniciales igual a cero el residual debe depender únicamente de las fallas (ecuación 3.16).

$$r(s) = V_{ry}(s)H_{yf}(s)f(s) \quad (3.16)$$

Dado el modelo de función de transferencia para que sea detectable debe cumplirse las siguientes condiciones:

Condición 1.- En ausencia de fallas ($f(t) = 0$), la señal de salida $r(t)$, $t > 0$ asintóticamente decae a cero para alguna entrada $u(t)$, $d(t)$.

Condición 2.- El residual $r(t)$ es afectado únicamente por $f(t)$.

En base a los siguientes teoremas se puede verificar el diseño de los residuales que cumplen con el criterio de detectabilidad:

Teorema 1 (Teorema del rango): Para la matriz $m \times n$ $H(s)$, La dimensión o nulidad de $N_L[H(s)]$ es igual a la diferencia entre el número de filas de $H(s)$ y su rango:

$$nullity[H(s)] = m - rank([H(s)]) > 0 \quad (3.17)$$

Teorema 2: Si solo la falla del sensor del sistema es considerada, el número de residuales es igual a la diferencia entre el número de salidas y el número de perturbaciones.

$$\# \text{ residuales} = p - q \quad (3.18)$$

Teorema 3.- (Condición de Detectabilidad) La i_{th} falla de f en el sistema LTI, satisfaciendo la condición 1 es detectable si y solo si:

$$rank[H_{yd}(s) \ H_{yf}^i] > rank H_{yd} \quad (3.19)$$

$$V_{ry}(s)H_{yf}^i(s) \neq 0 \quad \text{y} \quad V_{ry}(s)H_{yd}(s) = 0$$

3.3.3. Estudio de la Detectabilidad y Aislabilidad de Fallas para el Sistema de Dirección EPS

- **Detección de Fallas en los Sensores del Motor DC del sistema EPS**

Dado la ecuación en espacio de estados por (3.1) y (3.2), el estudio del motor DC estará dado por:

$$x = [i \ w]^T \quad \text{variables de estado} \quad (3.20)$$

$$u = [U_A \ M_L]^T \quad \text{variables de entrada} \quad (3.21)$$

$$f = [f_i \ f_w \ f_{U_a} \ f_{M_L}]^T \quad \text{vector de fallas} \quad (3.22)$$

Si consideramos U_a y M_L como variables medidas con el objetivo de generar más residuales. Asumiendo que las perturbaciones en el sistema son nulas, por lo que tenemos: $E_x = E_y = 0$.

Del modelo matemático del motor obtenido en (2.4) (2.5) y (2.6) expresado en espacio de estados podemos obtener las siguientes ecuaciones:

$$x' = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{\Psi}{L} \\ \frac{\Psi}{J} & -\frac{M_f}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ \omega \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_A \\ M_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} f \quad (3.23)$$

$$y = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_A \\ M_L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} f \quad (3.24)$$

$$F_x = \mathbf{0}_{2 \times 1}, F_y = I_{4 \times 4} \quad (3.25)$$

Para que el sistema sea detectable debe cumplir las 2 condiciones.

El sistema descrito por las ecuaciones tiene las siguientes propiedades:

- Del teorema 1 dado por la ecuación (3.17) entonces tenemos:

$$nullity[H(s)] = m - rank([H(s)]) = 4 - 0 = 4$$

- Del teorema 2 el número de residuales está dado por (3.18) como:

$$p - q = 4$$

El número de residuales es igual a 4

- La Detectabilidad está dado por el teorema 3:

$$H_{yd}(s) = \mathbf{0}, H_{yf} = F_y = I \rightarrow rank[H_{yd}(s) \ H_{yf}^i] > rank H_{yd}$$

Donde podemos concluir que el modelo del motor es detectable.

• Detectabilidad y Aislabilidad Aplicando Residuales Estructurados

Un motor eléctrico DC dado las ecuaciones diferenciales puede ser representado mediante un diagrama de bloques en el dominio de Laplace, como se puede mostrar en la figura 3.4.

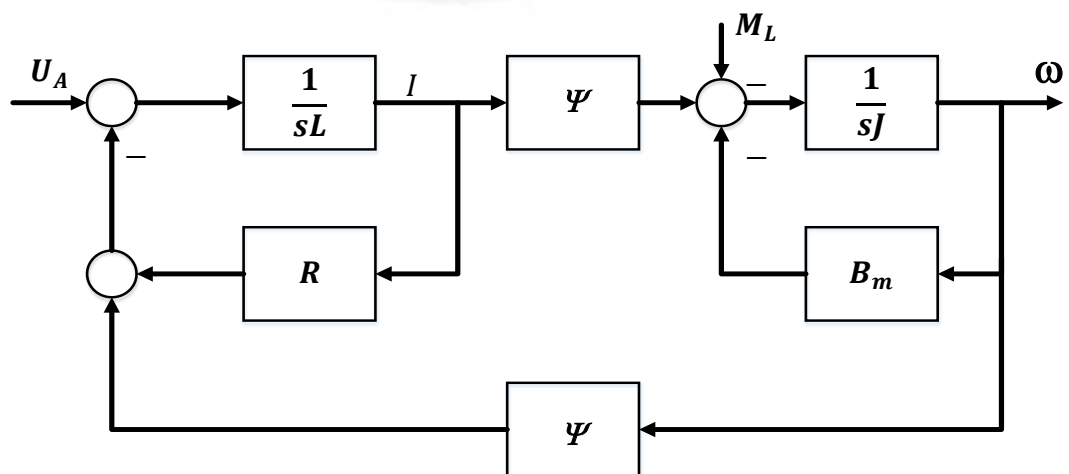


Figura 3.4. Diagrama de bloques del motor DC (Isserman, 2005).

La ecuación diferencial del motor eléctrico (2.4) dado por:

$$U_A = R_a I + L_a \frac{dI}{dt} + \Psi \omega_m \quad \text{donde } \Psi = K_b, \quad K_t = K_b$$

La ecuación (2.5) despejando $J \frac{d\omega}{dt}$ queda de la siguiente manera:

$$J \frac{d\omega}{dt} = \Psi I - M_f \omega_m - M_L \quad \text{donde } M_f = B_m$$

Aplicando la Transformada de Laplace e igualando a cero.

$$0 = U_A(s) - R_a I(s) - L_a s I(s) - \Psi \omega(s) \quad (3.26)$$

$$0 = \Psi I(s) - s J \omega(s) - M_f \omega(s) - M_L \quad (3.27)$$

Como notación vectorial puede ser expresado de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} U_A(s) - \begin{bmatrix} R_a + L_a s \\ -\Psi \end{bmatrix} I(s) - \begin{bmatrix} \Psi \\ J s + M_f \end{bmatrix} \omega(s) - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} M_L \quad (3.28)$$

Para obtener los residuales estructurados, buscamos una matriz de transformación con el objetivo de encontrar sub-espacios vectoriales independientes (desacoplado), con la finalidad de mejorar el aislamiento en la firma de fallas.

$$r(s) = W(s) \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} U_A(s) - \begin{bmatrix} R_a + L_a s \\ -\Psi \end{bmatrix} I(s) - \begin{bmatrix} \Psi \\ J s + M_f \end{bmatrix} \omega(s) - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} M_L \right) \quad (3.29)$$

La independencia de los residuales para cada estado está dada por:

$$W_2^T(s) \begin{bmatrix} R_a + L_a s \\ -\Psi \end{bmatrix} = 0 \rightarrow W_2^T(s) = [\Psi \quad R_a + L_a s] \rightarrow (I(s)) \quad (3.30)$$

$$W_3^T(s) \begin{bmatrix} \Psi \\ J s + M_f \end{bmatrix} = 0 \rightarrow W_3^T(s) = [J s + M_f \quad -\Psi] \rightarrow (\omega(s)) \quad (3.31)$$

Para la variable de entrada tenemos:

$$W_1^T(s) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow W_1^T(s) = [0 \quad 1] \rightarrow (U_A) \quad (3.32)$$

$$W_4^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \rightarrow W_4^T(s) = [1 \quad 0] \rightarrow (M_L(s)) \quad (3.33)$$

Donde la matriz de generación de residuales está dada por:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R_a + L_a s \\ J s + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

Reemplazando (3.34) en (3.29) tenemos:

$$r = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R_a + L_a s \\ J s + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} U_A(s) - \begin{bmatrix} R_a + L_a s \\ -\Psi \end{bmatrix} I(s) - \begin{bmatrix} \Psi \\ J s + M_f \end{bmatrix} \omega(s) - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} M_L \right)$$

Aplicando propiedades matriciales.

$$r = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R_a + L_a s \\ J s + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -R_a - L_a s & -\Psi & 0 \\ 0 & \Psi & -J s - M_f & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_A \\ I \\ w \\ M_L \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$r = \begin{bmatrix} 0 & \Psi & -J s - M_f & 1 \\ \Psi & 0 & -\Psi^2 + (R_a + L_a s)(-J s - M_f) & R_a + L_a s \\ J s + M_f & (J s + M_f)(-R_a - L_a s) - \Psi^2 & 0 & -\Psi \\ 1 & -R_a - L_a s & -\Psi & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_A \\ I \\ w \\ M_L \end{bmatrix}$$

Donde:

$$V_{ry} = \begin{bmatrix} 0 & \Psi & -J s - M_f & 0 \\ 0 & 0 & -\Psi^2 + (R_a + L_a s)(-J s - M_f) & 0 \\ 0 & (J s + M_f)(-R_a - L_a s) - \Psi^2 & 0 & 0 \\ 0 & -R_a - L_a s & -\Psi & 0 \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

$$V_{ru} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R_a + L_a s \\ J s + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

Reemplazando (3.36) y (3.37) en la ecuación (3.9) y considerando que el residual debe ser sensible únicamente a las fallas entonces obtenemos:

$$r(s) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R_a + L_a s \\ J s + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_u \\ f_i \\ f_w \\ f_{M_L} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & \Psi & -J s - M_f & 0 \\ 0 & 0 & -\Psi^2 + (R_a + L_a s)(-J s - M_f) & 0 \\ 0 & (J s + M_f)(-R_a - L_a s) - \Psi^2 & 0 & 0 \\ 0 & -R_a - L_a s & -\Psi & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_u \\ f_i \\ f_w \\ f_{M_L} \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

Entonces los residuales estructurados obtenidos son:

$$\mathbf{r}_1(t) = \Psi I(t) - J \frac{dw(t)}{dt} - M_f w(t) + M_L(t) \quad (3.39)$$

$$\mathbf{r}_2 = \Psi U_A(t) - (\Psi^2 + R_a M_f) w(t) - (R_a J + L_a M_f) \frac{dw(t)}{dt} - L_a J \frac{dw^2(t)}{dt^2} + R_a M_L(t) + L_a \frac{dM_L(t)}{dt} \quad (3.40)$$

$$\mathbf{r}_3 = M_f U_A(s) - (R_a M_f + \Psi^2) I(t) - (M_f L_a + J R_a) \frac{dI(t)}{dt} - L_a J \frac{dI^2(t)}{dt^2} - \Psi M_L(t) + J \frac{dU_A(t)}{dt} \quad (3.41)$$

$$\mathbf{r}_4(t) = U_A(t) - R_a I(t) - L_a \frac{dI(s)}{dt} - \Psi w(t) \quad (3.42)$$

El diagrama de bloques de los residuales para el motor DC obtenido por ecuaciones de paridad es como se muestra en la figura 3.5.

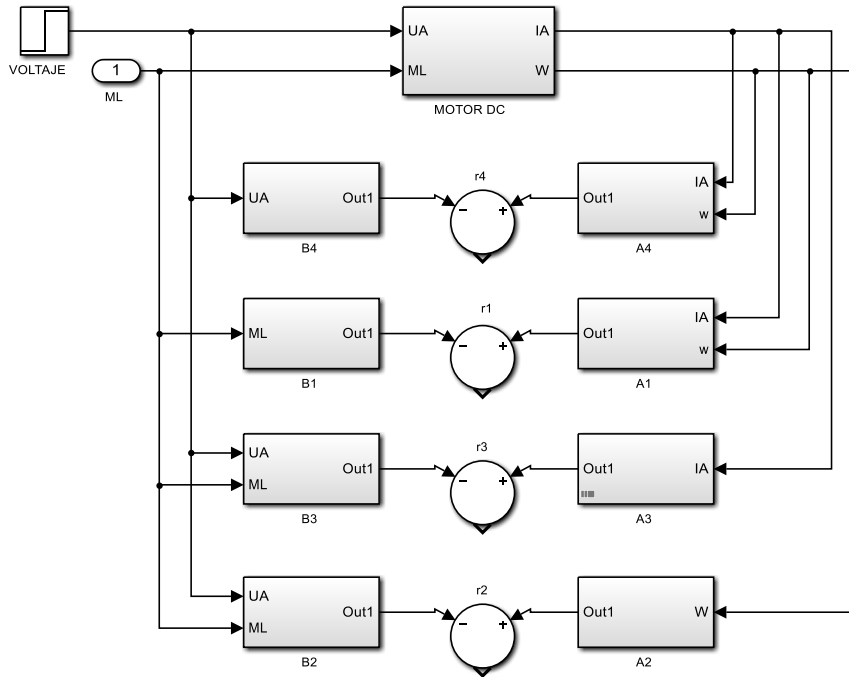


Figura 3.5. Diagrama de bloques de los residuales estructurados en el Motor DC

3.3.4. Detección de Fallas en los Sensores del Sistema Mecánico de Dirección

- **Sensor de Torque**

La generación del residuo está dado por la ecuación del cruce de 3 señales (Lee, 2011).

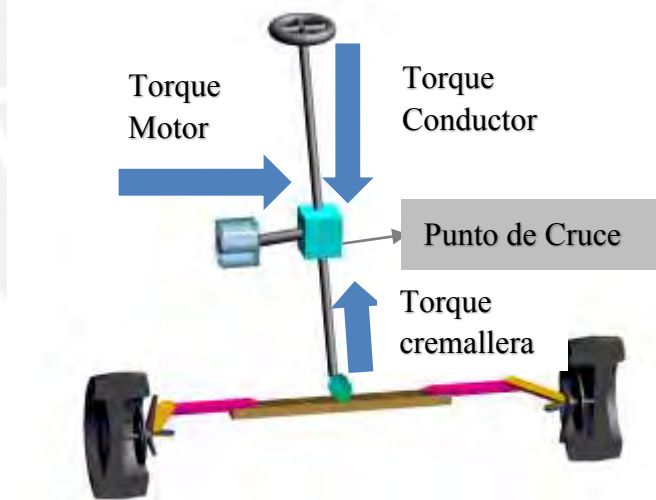


Figura 3.6. Cross-Checking del Sensor Par de Torque [Adams/View]

Las 3 señales de torque que se aplica en el punto de acoplamiento del eje columna se muestra en la figura 3.6, estas fuerzas son:

- 1.- Torque debido al conductor.- El torque que aplica el conductor y se transfiere a la columna.
- 2.- Torque de la asistencia del motor DC.- El torque de asistencia del motor DC está dado por la estrategia de control PD.

3.- Torque debido a las perturbaciones en la cremallera.- Las condiciones en el ambiente vehicular generan un torque en las ruedas, el cual se transfiere a la cremallera.

Dado el modelo dinámico de la columna de dirección y el motor por las ecuaciones (2.2) (2.3) y (2.5) respectivamente:

$$J_{sc}\theta''_{sc} + B_{sc}(\theta'_{sc} - \theta'_{sw}) + K_{sc}(\theta_{sc} - \theta_{sw}) = T_m - T_p$$

$$T_p = K_{TR} \left(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p} \right)$$

$$T_m = J_m \omega'_m + B_m \omega_m + M_L$$

Considerando el torque medido por el sensor por la ecuación (2.22):

$$T_s = K_{sc}(\theta_{sc} - \theta_{sw})$$

Reemplazando (2.22) en (2.2) e igualando a cero obtenemos el residual:

$$r(t) = -J_{sc}\theta''_{sc} + T_m - T_p - T_s - B_{sc} \left(\frac{T'_s}{K_{sc}} \right) \quad (3.43)$$

Reemplazando (2.3) y (2.5) en (3.43) obtenemos:

$$r_T(t) = J_m \omega'_m + B_m \omega_m - K_{TR} \left(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p} \right) - T_s - B_{sc} \left(\frac{T'_s}{K_{sc}} \right) - J_{sc}\theta''_{sc} + M_L \quad (3.44)$$

- **Sensor Desplazamiento de Cremallera**

Dada la ecuación (2.9) por la siguiente expresión:

$$M_R Y''_R + B_R Y'_R = \frac{\eta_F T_p}{R_p} - \frac{2\eta_B T_{KL}}{N_L} \quad (3.45)$$

Puede notarse que no se consideró la fricción de coulomb $CF_R \text{sign}(Y'_R)$, debido que al ser una no linealidad del sistema su estudio se puede dar como una señal no determinística.

De las ecuaciones (2.3) y (2.11) respectivamente dados por:

$$T_p = K_{TR} \left(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p} \right) \quad y \quad T_{KL} = K_{SL} \left(\frac{Y_R}{N_L} - \theta_{fw} \right)$$

Reemplazamos las ecuaciones (2.3) y (2.11) en (3.45) obtenemos el residual:

$$r_{yr}(t) = M_R Y''_R + B_R Y'_R - \frac{\eta_F}{R_p} K_{TR} \left(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p} \right) + \frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \left(\frac{Y_R}{N_L} - \theta_{fw} \right) + F_{ext} \quad (3.46)$$

De la ecuación 3.44 vemos que el residual es sensible al sensor de Torque y al sensor de la Cremallera, pero debido a que las escalas de ambos sensores esta desequilibrado, generaremos un residual insensible a las fallas del sensor de posición de la cremallera en lugar de la ecuación 3.44.

Aplicando residuales estructurados a las ecuaciones 3.44 y 3.46 generamos un vector de transformación dado por:

$$W_1 = \left[M_R s^2 + B_R s + \frac{\eta_F}{R_p^2} K_{TR} + \frac{2\eta_B}{N_L^2} K_{SL} \quad -\frac{K_{TR}}{R_p} \right]_{1 \times 2} \quad (3.47)$$

Multiplicando 3.47 en los residuales dados por las ecuaciones 3.44 y 3.46 tenemos:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = W_1 \left(\begin{bmatrix} J_m s + B_m \\ 0 \end{bmatrix} \omega_m(s) + \begin{bmatrix} -K_{TR} - J_{sc} s^2 \\ -\frac{\eta_F}{R_p} K_{TR} \end{bmatrix} \theta_{sc}(s) + \begin{bmatrix} \frac{K_{TR}}{R_p} \\ M_R s^2 + B_R s + \frac{\eta_F}{R_p^2} K_{TR} + \frac{2\eta_B}{N_L^2} K_{SL} \end{bmatrix} Y_R(s) \right. \\ \left. - \begin{bmatrix} 1 + \frac{B_{sc}}{K_{sc}} s \\ 0 \end{bmatrix} T_s + \begin{bmatrix} 0 \\ -\frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \end{bmatrix} \theta_{fw}(s) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} M_L(s) + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} F_{ext} \right) \quad (3.48)$$

Entonces obtenemos el nuevo residual $r_T(t)$ dado por:

$$\begin{aligned} r_T(t) = & J_m (M_R \omega_m''' + B_R \omega_m'' + a \omega_m') + B_m (M_R \omega_m'' + B_R \omega_m' + a \omega_m) \\ & - K_{TR} (M_R \theta_{sc}'' + B_R \theta_{sc}' + a \theta_{sc}) - J_{sc} (M_R \theta_{sc}^{(4)} + B_R \theta_{sc}''' + a \theta_{sc}'') \\ & - (M_R T_s'' + B_R T_s' + a T_s) - \frac{B_{sc}}{K_{sc}} (M_R T_s''' + B_R T_s'' + a T_s') - \frac{K_{TR}}{R_p} F_{ext} \\ & - \frac{K_{TR}}{R_p} \left(-\frac{\eta_F}{R_p} K_{TR} \theta_{sc} - \frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \theta_{fw} \right) + (M_R M_L'' + B_R M_L' + a M_L) \end{aligned} \quad (3.49)$$

$$\text{Donde: } a = \frac{\eta_F}{R_p^2} K_{TR} + \frac{2\eta_B}{N_L^2} K_{SL}$$

En total se generaron 6 residuales dados por las ecuaciones (3.39) (3.40) (3.41) (3.42) (3.49) y (3.46) respectivamente.

Donde $\frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \theta_{fw} - F_{ext}$ en $r_{yr}(t)$ es la fuerza que se genera en la cremallera debido a las ruedas F_R , y θ_{sc} es el ángulo de la columna medido o estimado.

3.3.5. Estimación Paramétrica para la Identificación Fallas en Línea del Motor DC del Sistema de dirección EPS

Dada la propiedad de sensibilidad de los residuales estructurados podemos calcular una fórmula recursiva para la estimación paramétrica (Isserman, 2005).

- **Sensibilidad de la Ecuación de Paridad**

Dada la ecuación del residual en su forma lineal, mediante el producto del vector de parámetros y la matriz de datos.

$$r(t) = \theta^T(p) \Psi(t) \quad (3.50)$$

Antes la presencia de fallas paramétricas $\Delta p(t)$, los residuales son calculados como:

$$r(t) = \theta_0^T(p) \Psi(t) \quad (3.51)$$

Donde $\theta_0^T(p)$ son los parámetros ajustados en el modelo. En el caso libre de falla $r(t) = 0$, luego ante una pequeña falla en los parámetros el proceso sigue la siguiente ecuación.

$$0 = \theta_0^T(p) \Psi_0(t) + \frac{d}{dp} (\theta^T(p) \Psi(t)) \Delta p \quad (3.52)$$

$$0 = \theta_0^T(p) [\Psi_0(t) + \Delta \Psi(t)] + \frac{d\theta^T(p)}{dp} \Psi(t) \Delta p \quad (3.53)$$

Donde:

$$\Delta \Psi(t) = \frac{d\Psi(t)}{dp} \Delta p \quad (3.54)$$

Son los cambios de las señales debido a las variaciones del parámetro Δp .

Entonces el residual calculado con los parámetros ajustados llega a ser:

$$r(t) = \theta_0^T(p) [\Psi_0(t) + \Delta \Psi(t)] \quad (3.55)$$

De las ecuaciones (3.53) y (3.55) entonces: $r(t) = -\frac{d\theta^T(p)}{dp} \Psi(t) \Delta p = -\beta(t) \Delta p$

$$\beta(t) = \frac{d\theta^T(p)}{dp} \Psi(t) \quad (3.56)$$

Dada la expresión de la sensibilidad de los residuos la estimación recursiva con factor de olvido exponencial viene dado por:

$$\Delta P_j(k+1) = \Delta P_j(k) + \gamma(k) [r(k+1) - \beta_j(k+1) \Delta P_j(k)] \quad (3.57)$$

$$\gamma(k) = \frac{1}{P(k) \beta_j^2(k+1) + \lambda} P(k) \beta_j(k+1) \quad (3.58)$$

$$P(k+1) = [1 - \gamma(k) \beta_j(k+1)] P(k) \frac{1}{\lambda} \quad (3.59)$$

El método recursivo permite estimar parámetros internos de motor DC, como la fricción, la resistencia y la constante del motor, donde la dinámica del valor estimado se basa en la señal del residual.

- **Pseudo-Código del Sistema de Detección de Fallas en Matlab**

Algoritmo N° 1: Sistema de Detección de Fallas	
[1]	<i>inicio</i>
[2]	<i>leer (param, falla, tiempo)</i>
[3]	<i>Tiempo</i> ← [t _o t _f]
[4]	<i>dt</i> ← <i>Tiempo de muestreo</i>
[5]	<i>T_{sw}</i> ← <i>Maniobra del conductor</i>
[6]	<i>T_{ext}</i> ← <i>Perturbaciones</i>
[7]	<i>x_o</i> ← <i>condiciones iniciales</i>
[8]	<i>k</i> ← 1
[9]	<i>para (tt = t_o: dt: t_f)</i> //bucle
[10]	<i>volt_k</i> ← (K _p /K _{sc})T _{sen} + (K _d /K _{sc})T' _{sen} //ley de control
[11]	<i>si (tt > 1) and (tt < 1.2) entonces</i> //falla por sensor
[12]	<i>sensor_k</i> ← <i>sensor_k + bias</i>

```

[13]   fin si
[14]   si (tt > 0.4)and(tt < 0.6) entonces //falla por parametro
[15]     parametro ← parametro + Δparametro
[16]     Ak, Bk, Ck, B2k ← Ak, Bk, Ck, B2k(parametro)
[17]   fin si
[18]   si (tt ≥ 0.6)and(tt < 0.6 + 2dt) entonces
[19]     parametro ← parametronormal
[20]     Ak, Bk, Ck, B2k ← Ak, Bk, Ck, B2k(parametro)
[21]   fin si // fin de falla por parametro
[22]   xk ← Akxk + Bkvoltk + B2k[Tswk Textk] //modelo EPS
[23]   Calculo de derivadas
[24]   r1k = ΨIk - Jω'k - Mfωk //residuales
[25]   r2k = ΨUk - (Ψ2 + RaMf)ωk - (RaJ + LAMf)ω'k - LAJω''k
[26]   r3k = MfUk - (RAMf + Ψ2)Ik - (MfLA + JRA)I'k - LAJ I''k + JU'k
[27]   r4k = Uk - RaIk - LaI'k - Ψωk
[28]   rTk = Jm(MRω'''k + BRω''k + aω'k) +
      Bm(MRω''k + BRω'k + aωk) - KTR(MRθsc''k + BRθsc'k + aθsck)
      - Jsc(MRθsck(4) + BRθsc'''k + aθsc''k) - (MRTs''k + BRTs'k + aTsk) -
       $\frac{B_{sc}}{K_{sc}}(M_R Ts_k''' + B_R Ts_k'' + a Ts_k') - \frac{K_{TR}}{R_p} \left( -\frac{\eta_F}{R_p} K_{TR} \theta sc_k - \frac{2\eta_B}{N_L} K_{SL} \theta f w_k \right)$ 
[29]   ryrk = MRYr''k + BRYr'k - ηF/RpKTR(θsck - Yrk/Rp)
      + 2ηB/NLKSL(Yrk/NL - θfk)
[30]   e1k = ΨIk - Jω'k - Mfωk //error
[31]   e4k = Uk - RaIk - LaI'k - Ψωk
      //-----Estimación de la resistencia-----//
[32]   Betk = -Ik
[33]   rk = e4k
[34]   gamk-1 = [1/pk-1 * Betk2 + lamda]pk-1Betk
[35]   park = park-1 + gamk-1[rk - Betk * park-1]
[36]   pk = [1 - gamk-1Betk]pk-1/lamda
      //-----Estimación de la fricción-----//
[37]   BetMfk = -velk
[38]   rMfk = e1k
[39]   gamMfk-1 = [1/pMfk-1 * BetMfk2 + lamda]pMfk-1BetMfk
[40]   parMfk = parMfk-1 + gamMfk-1[rMfk - BetMfk * parMfk-1]
[41]   pMfk = [1 - gamMfk-1BetMfk]pMfk-1/lamda
      //-----Estimación de la cte del motor-----//
[42]   BetFik = -Ik
[43]   rFik = e1k
[44]   gamFik-1 = [1/pFik-1 * BetFik2 + lamda]pFik-1BetFik
[45]   parFik = parFik-1 + gamFik-1[rFik - BetFik * parFik-1]
[46]   pFik = [1 - gamFik-1BetFik]pFik-1/lamda
      //----- Fin del programa -----//
[47]   k ← k + 1
[48]   fin para
[49]   final

```

En [2] a [8] se ingresan las variables y señales de entrada, como también condiciones iniciales. En [9] inicial el bucle “para” se simula el sistema para $t_o \rightarrow t_f$, en el punto [10] se calcula el voltaje (ley de control). De [11] a [21] son condicionales de generación de fallas. En [22] la ecuación de estados del sistema EPS, [23] se incluyen todos los cálculos de las derivadas. De [24] a [29] el cálculo de las derivadas. [30] y [31] son los errores de entrada del cálculo recursivo. [32] a [36] el algoritmo recursivo de estimación de “R”, [37] a [41] para “Mf” y [42] a [46] para “Phi”. El código del algoritmo N°1 esta adjuntado en los anexos como “deteccionEPS.m”.

3.4. Pruebas de Simulación de Sistema de Detección de Fallas

El estudio de la detección se basa en 6 residuales para detectar y aislar fallas, ya sean fallas aditivas o multiplicativas. En esta prueba se trabajó con una excitación al sistema por el torque del volante con una maniobra de cambio de carril (LC), a fin de poder corroborar que el sistema es capaz de detectar fallas en línea (figura 3.7).

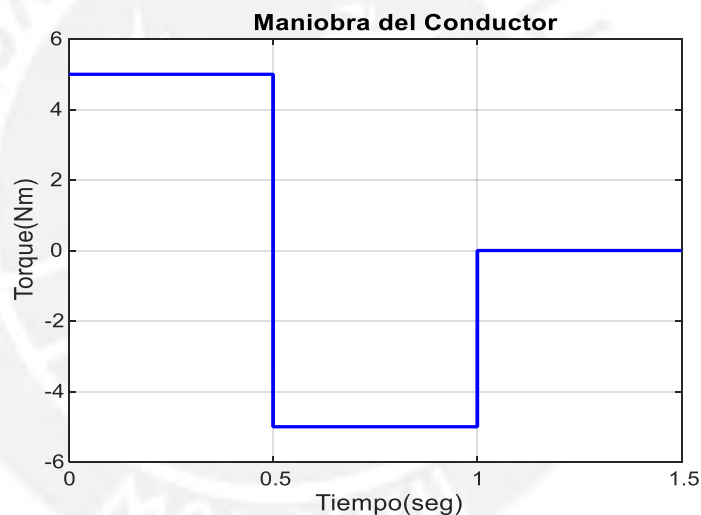


Figura 3.7. Maniobra de Cambio de Carril para las pruebas de detección de fallas

3.4.1. Fallas Aditivas en el Sistema de Dirección EPS

Los sensores son instrumentos muy importantes en el lazo de control, debido a que con su información mantienen operativo y trabajando correctamente el sistema. El mal funcionamiento de los sensores haría ineficiente el sistema, por lo que el estudio de detección de fallas aditivas se centra en las fallas de estos instrumentos. En las simulaciones se muestra el patrón del residual en el instante que se produce la falla.

- **Fallas en el Sensor de Corriente**

La corriente es una variable muy importante de monitoreo para prevenir posibles fallas en el motor, el aumento de la corriente puede producir sobrecalentamiento, el cual podría verse notado en el tiempo de vida del motor. La información de la corriente es

recibida por la ECU para evitar fallas en el motor, así como sobreconsumo de energía eléctrica.

Considerando el sensor de corriente con $\text{span} = 60 \text{ A } (\pm 30 \text{ A})$, se probó una falla por bias del 5% en el sensor (1.5A), con ruido de 0.3 Amperios pico-pico lo cual equivale a 50 mV en la salida del sensor. En la figura 3.8 se muestra las respuestas dinámicas de los residuales antes una falla por Bias del 10% en la corriente entre los 1 y 1.2 seg.

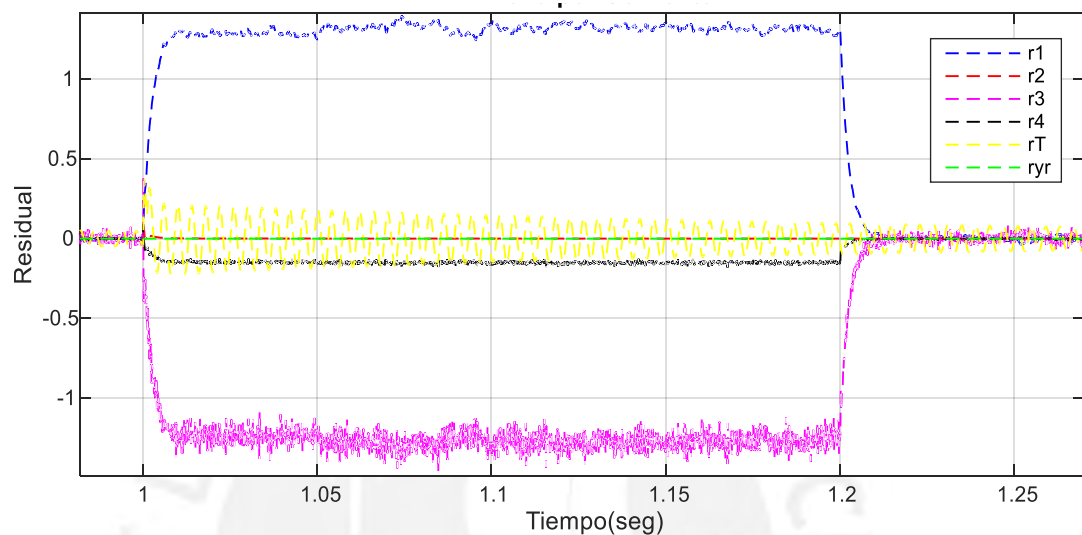


Figura 3.8. Residuales dado una falla del sensor de corriente

- **Fallas en el Sensor de Velocidad Angular**

El sensor de velocidad angular permite medir el régimen de velocidad del motor DC, a través de esta variable se puede medir la eficiencia del motor. El span del sensor de velocidad es 1500 RPM, se consideró una falla por bias del 1%, lo cual equivale a 15 RPM, el cual en la salida del sensor es 0.05 voltios. Además, se consideró un ruido de 6 RPM que equivale 20 mV en la salida del sensor. En la figura 3.9 se muestran los 6 residuales.

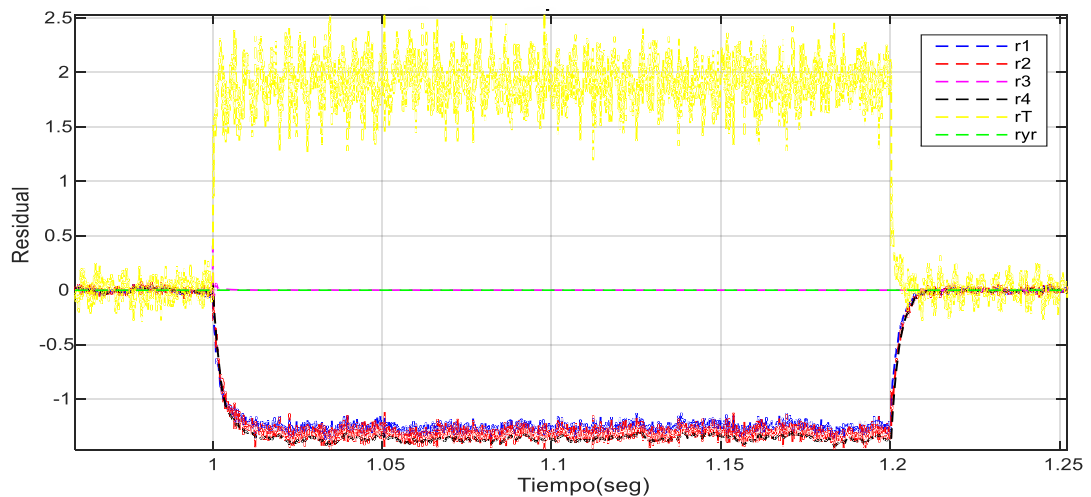


Figura 3.9. Residuales cuando el sensor de velocidad angular falla

- **Fallas en el Sensor de Torque**

El sensor de Torque mide constantemente el torque que el conductor aplica en el volante, a través de la medición del torque resultante que se genera en la columna. Esta señal es enviada a la ECU para el accionamiento del motor, es por ello que si el sensor sufre alguna falla el sistema perderá eficiencia.

Se consideró una falla bias del 2%, considerando que el rango de trabajo del sensor es de 60 Nm. El ruido aditivo que se consideró fue de 0.2 Nm lo que equivale a 16 mV en la salida del sensor. En la figura 3.10 se muestran los residuales ante una falla tipo bias en el sensor de Torque entre 1 y 1.2 segundos.

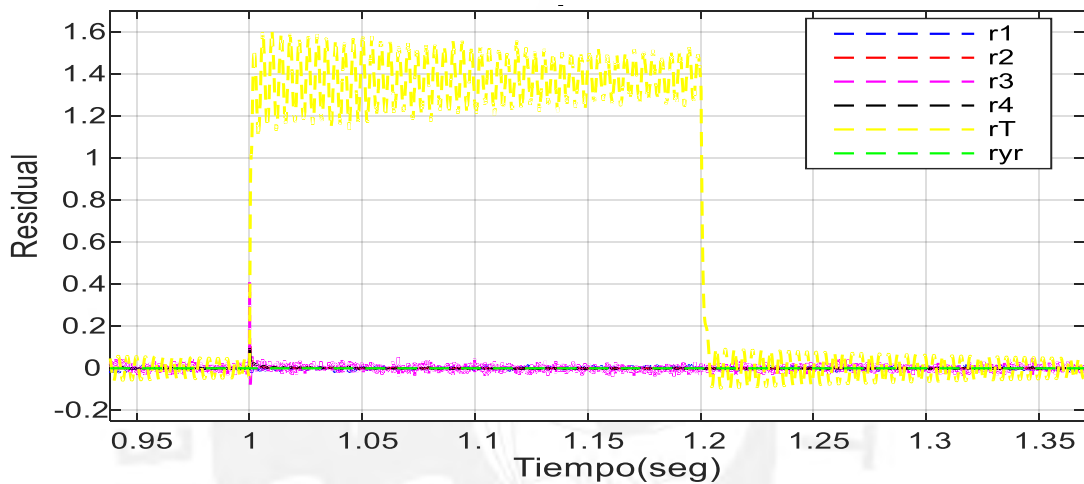


Figura 3.10. Residuales ante falla del Sensor de Torque

- **Fallas en el Sensor de Desplazamiento de la Cremallera**

El sensor de la cremallera es un sensor de posicionamiento que mide el desplazamiento lineal de la cremallera. Se trabajó bajo una variación por bias del 1% en el sensor, considerando el span de 10 cm. Además, la salida del sensor de 0 a 5V. En la figura 3.11 se puede ver el patrón que siguen los residuales para una falla en el sensor.

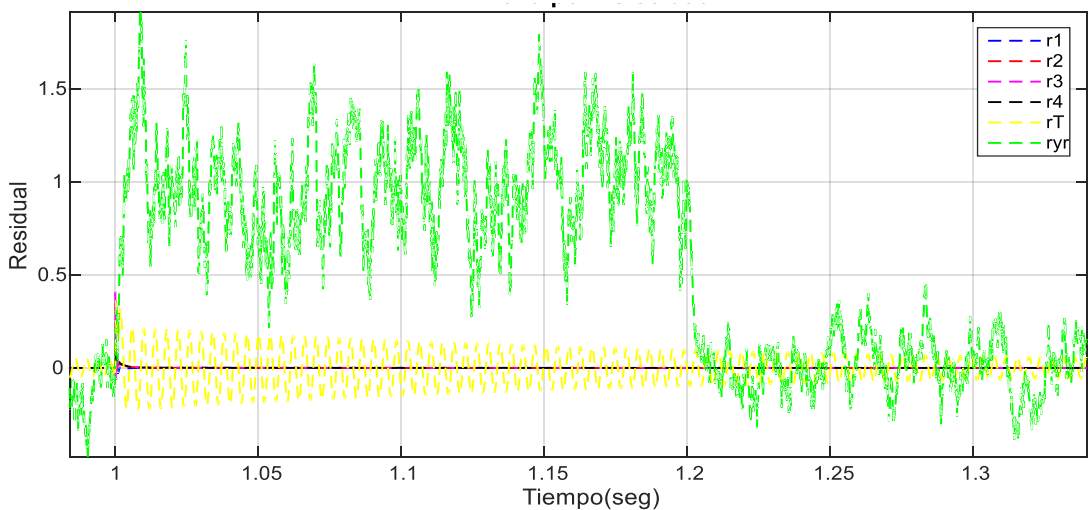


Figura 3.11. Residuales ante falla del Sensor de desplazamiento de Cremallera

En conclusión, se obtuvieron resultados de las distintas fallas aditivas del sistema EPS, para lo cual se procede a diseñar la matriz de firma de fallas. La matriz de firma de fallas está dada por valores normalizados.

Se realizaron más pruebas con distintos casos de fallas, donde el patrón normalizado para cada falla se muestra en la tabla 3.1 la Matriz de Firma de Fallas aditivas del sistema EPS, donde se consideraron +1 cuando el residual tiene una respuesta positiva ante la falla, -1 cuando el residual tiene respuesta negativa y es 0 cuando es insensible a la falla, \pm indica que el residual responde de ambas maneras pero en distintos evento, por ejemplo: falla por bias positivo o fallas por bias negativo.

Tabla 3.1. Matriz de Firma de fallas aditivas

	<i>Fallas Aditivas</i>			
	f_i	f_w	f_T	f_{Yr}
r_1	± 1	∓ 1	0	0
r_2	0	∓ 1	0	0
r_3	∓ 1	0	0	0
r_4	0	∓ 1	0	0
r_T	0	± 1	± 1	0
r_{Yr}	0	0	0	± 1

3.4.2. Fallas Multiplicativas en el Motor DC del Sistema de Dirección EPS

El mal funcionamiento de este elemento provocaría que dejara de funcionar el sistema completo, por ello se realiza un estudio metodológico para la detección de fallas, basándose en fallas internas del motor (parámetros), como la resistencia, constante del motor, etc. Se utilizaron 2 residuales como señal de error $e(t)$ para estimar 3 parámetros, dado que el residual depende de más de un parámetro es necesario hacer un estudio del patrón de residuales para reconocer que parámetro es el que está cambiando en el proceso. Se utilizó un factor de olvido $\lambda = 0.98$.

- **Fallas por Variación de la Resistencia**

Como se explicó anteriormente, la resistencia de armadura cambia ante variaciones de la temperatura, por lo que con la estimación de este parámetro podemos saber los cambios de temperatura del motor.

Se realizó el método de estimación paramétrica utilizando residuales aprovechando la sensibilidad de los residuales de las ecuaciones de paridad. Para estas pruebas se consideró una variación de la resistencia con un incremento del 100% del valor nominal, $R_a = 0.1$ hasta 0.2Ω entre 0.4 y 0.6 segundos.

En la figura 3.12 se verifica que el método recursivo de identificación en base a los residuales, estima apropiadamente el valor de la resistencia.

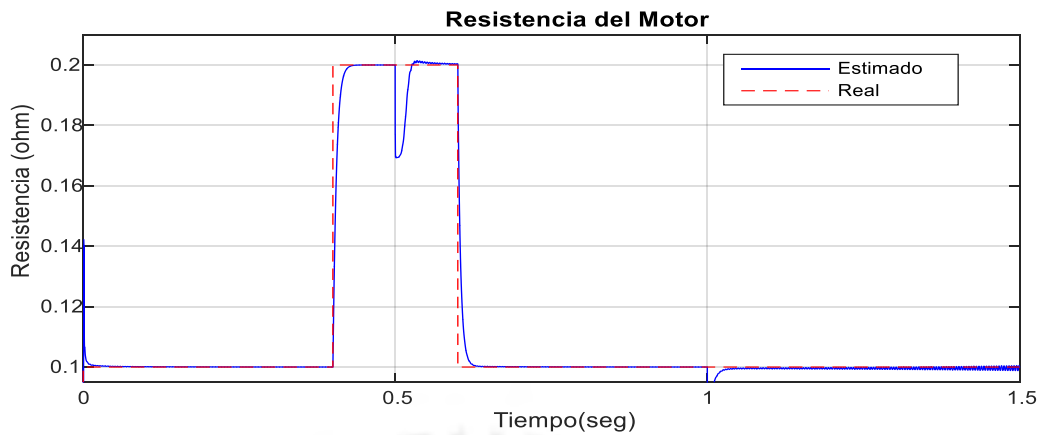


Figura 3.12. Estimación recursiva

En la figura 3.13 se puede notar la respuesta de los residuales ante el aumento de la resistencia, se puede ver que el valor del residual depende de la magnitud y dirección del torque aplicado en el volante, este comportamiento se muestra en todos los casos para la variación paramétrica.

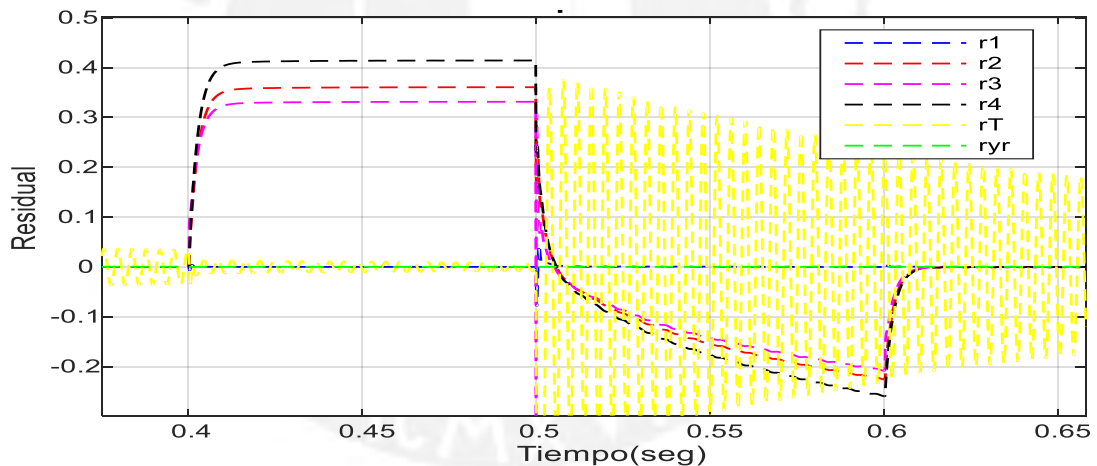


Figura 3.13. Residuales para la variación de la resistencia

- **Fallas por Variación de la Fricción Viscosa**

La fricción viscosa es la fuerza que se genera entre 2 cuerpos lubricados en contacto y en movimiento. Este valor puede variar por falta de lubricación y por cambios de la temperatura, para lo cual se utilizó la estimación paramétrica para poder monitorear este parámetro. Para un variación del 50% de la fricción viscosa = $0.8-1.2 \frac{\text{Nm}}{\text{rad/s}}$ entre 0.4 y 0.6 segundos.

En la figura 3.14 se puede ver el resultado de la estimación paramétrica considerando la sensibilidad de residuales para la fricción viscosa, en la figura 3.15 se muestra los residuales debido a la variación del parámetro de la fricción.

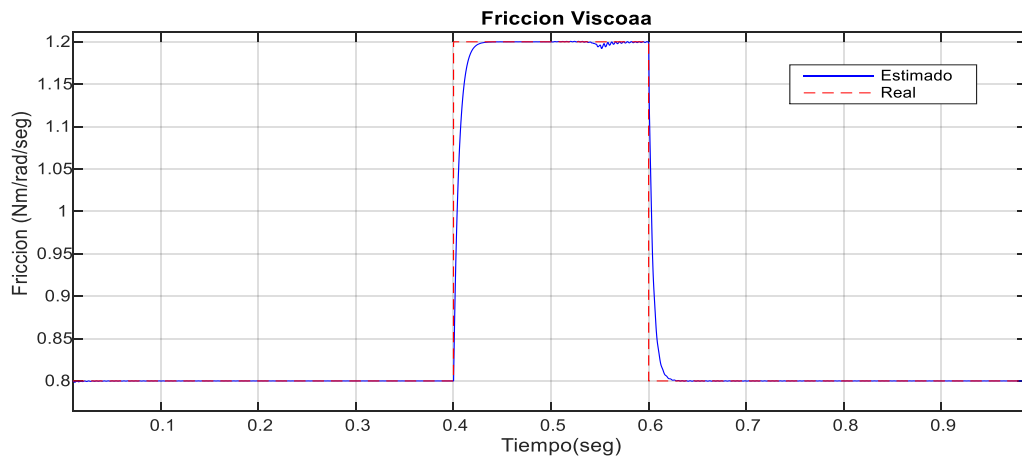


Figura 3.14. Estimación recursiva de la fricción viscosa

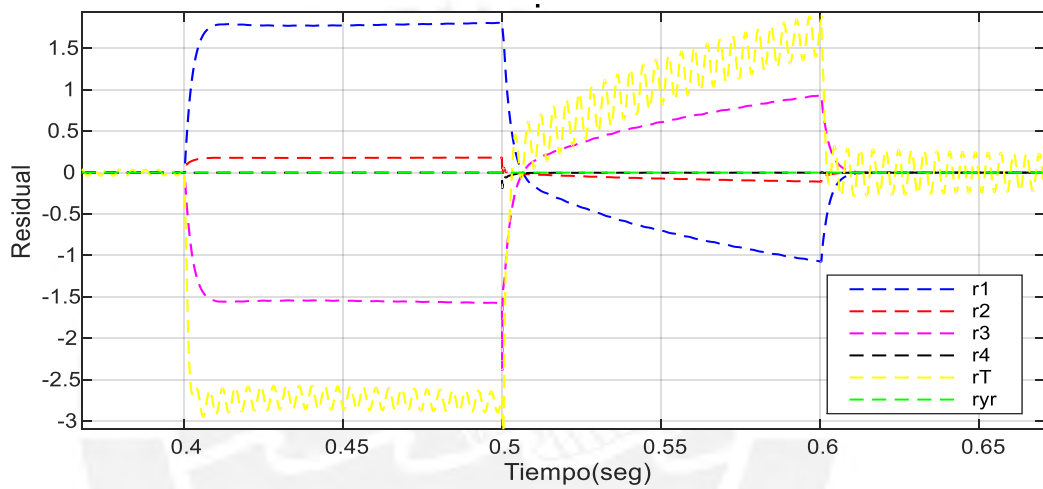


Figura 3.15. Residuales Estructurados para la variación de la fricción.

- **Fallas por Variación de la Constante del Motor**

En la figura 3.16 se puede observar el resultado del método recursivo para la estimación de la constante del motor, mediante una variación del 30%.

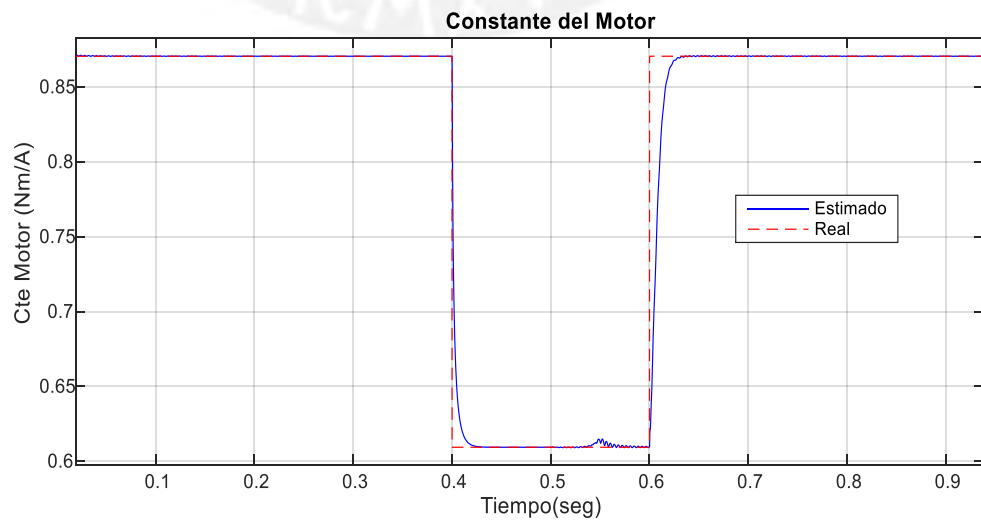


Figura 3.16. Estimación recursiva de la constante del motor

La figura 3.17 muestra los residuales debido a la variación de la “constante del motor”.

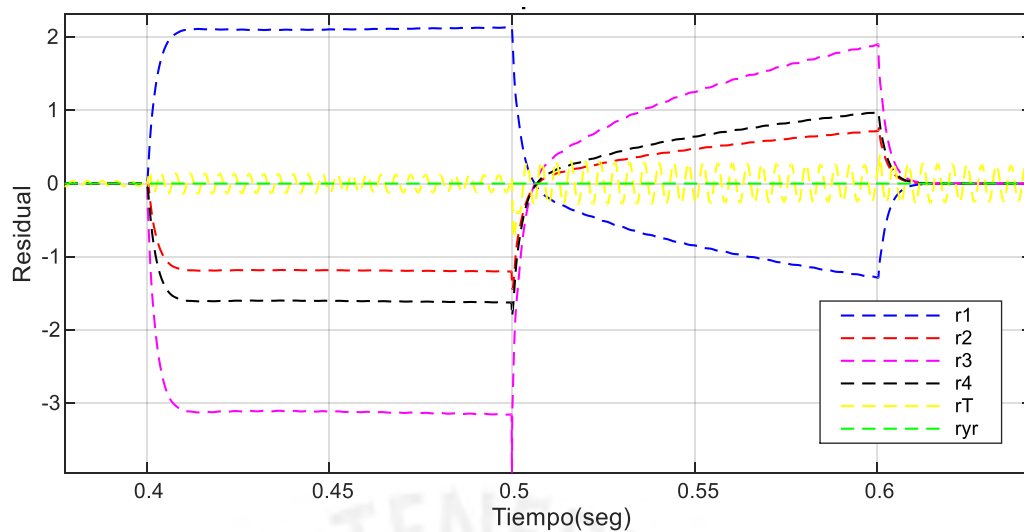


Figura 3.17. Residuales para falla en la constante del motor

La matriz de firma de fallas de los 6 residuales para fallas aditivas y multiplicativas se muestra en la tabla 3.2, donde el signo \pm indica que el residual cambia positivamente o negativamente.

Tabla 3.2. Matriz de firma de fallas aditiva y multiplicativa

	Fallas							Sin falla
	f_{ia}	f_w	f_{Ra}	f_{Mf}	f_{Ψ}	f_{Sen_T}	f_{Yr}	
r_1	± 1	∓ 1	0	± 1	∓ 1	0	0	0
r_2	0	∓ 1	± 1	0	± 1	0	0	0
r_3	∓ 1	0	± 1	∓ 1	± 1	0	0	0
r_4	0	∓ 1	± 1	0	± 1	0	0	0
r_T	0	± 1	0	∓ 1	0	± 1	0	0
r_{Yr}	0	0	0	0	0	0	± 1	0

En la tabla 3.3 también se puede observar la matriz de firma de fallas múltiples que se obtuvieron mediante diferentes pruebas. Cabe notar que las fallas dobles de los sensores Torque-Velocidad y Corriente-Torque no son aislables.

Tabla 3.3. Matriz de firma de fallas múltiples

	Fallas múltiples en los sensores			
	$f_{ia} \& f_w$	$f_{Sen_T} \& f_{Yr}$	$f_{ia} \& f_{Yr}$	$f_w \& f_{Yr}$
r_1	0	0	± 1	± 1
r_2	± 1	0	0	± 1
r_3	± 1	0	∓ 1	0
r_4	± 1	0	0	± 1
r_T	∓ 1	+1	0	∓ 1
r_{Yr}	0	+1	+1	+1

En la figura 3.18 se realizaron simulación con fallas consecutivas y se muestra el patrón de los residuales que se generó. Entre los 0.1 y 0.9 seg se generó una falla tipo bias en el sensor de corriente de 0 – 2%. Entre los 1.1 y 1.9 seg la falla es del sensor de velocidad entre 0 – 0.5%. A los 2.1 y 2.9 seg la falla es por el sensor de Torque de 0 – 2%. Entre 3.1 y 3.9 seg falla en el sensor de posición de la cremallera de 0 -1%. La falla por variación de la resistencia a los 4.1 y 4.9 seg. Entre los 5.1 y 5.9 seg falla doble de sensores de Corriente y Velocidad. A los 6.1 y 6.9 seg falla doble de S. Torque y Cremallera, en los 7.1 y 7.9 seg falla doble de S. Cremallera y Corriente y a los 8.1 y 8.9 seg la falla es de S. Velocidad y Cremallera.

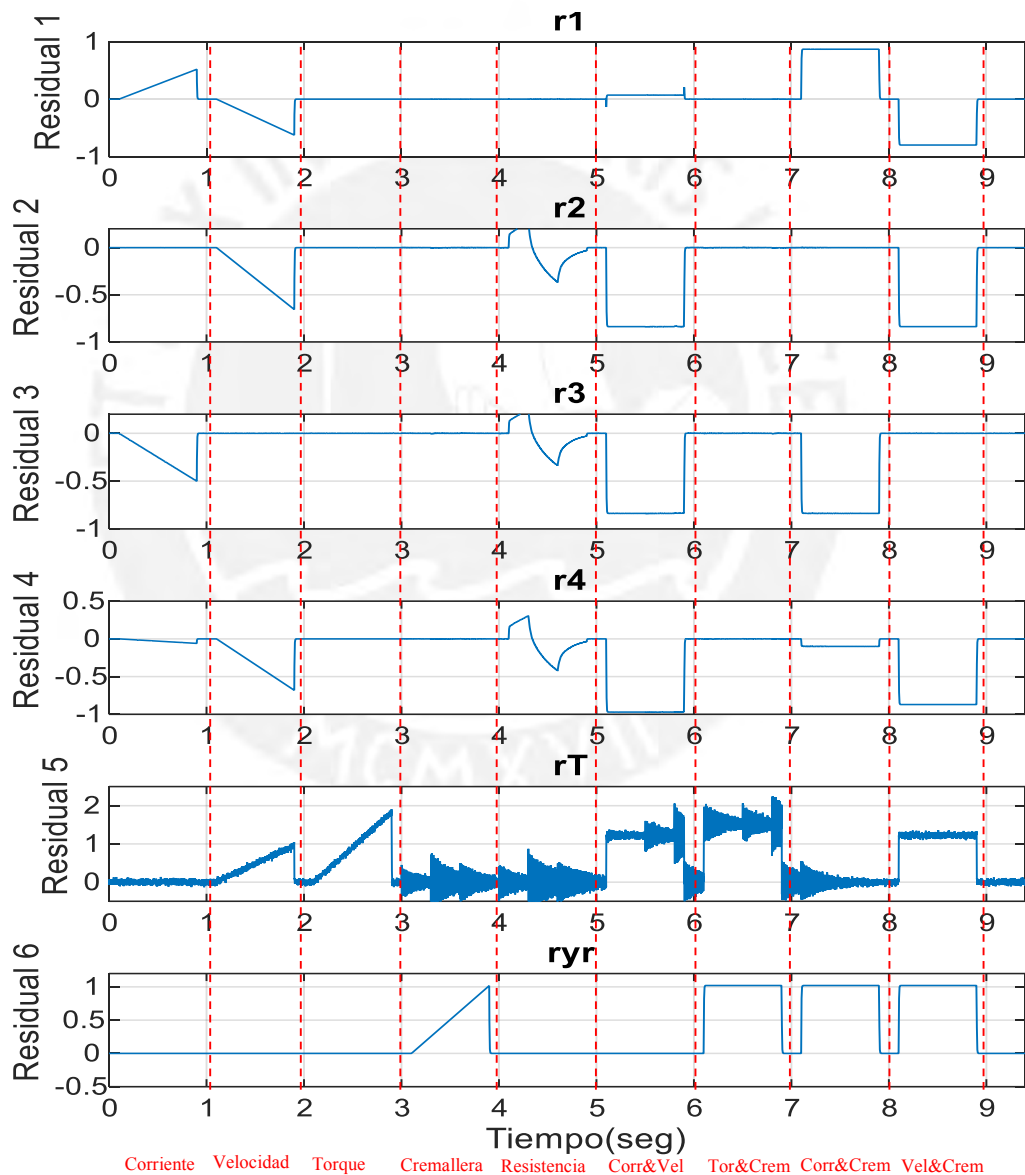


Figura 3.18. Residuales para distintos tipos de fallas

En conclusión, en la tabla 3.4 se resumen los distintos tipos de fallas que se simularon y se pudieron detectar con el método desarrollado para la dirección EPS.

Tabla 3.4. Lista de Fallas Detectadas y Aisladas según el patrón de residuales

FALLAS		r_1	r_2	r_3	r_4	r_T	r_{Yr}
Resistencia	Aumenta	No cambia	cambia	cambia	cambia	No cambia	No cambia
	Disminuye	cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia
Fricción Viscosa	Aumenta	cambia	No cambia	cambia	No cambia	cambia	No cambia
	Disminuye	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia
Constante del Motor	Aumenta	cambia	cambia	cambia	cambia	No cambia	No cambia
	Disminuye	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia
Sensor Corriente	Bias Positivo	positivo	No cambia	negativo	No cambia	No cambia	No cambia
	Bias Negativo	negativo	No cambia	positivo	No cambia	No cambia	No cambia
	Desconexión	positivo / negativo	No cambia	negativo / positivo	No cambia	No cambia	No cambia
Sensor Velocidad	Bias Positivo	negativo	negativo	No cambia	negativo	positivo	No cambia
	Bias Negativo	positivo	positivo	No cambia	positivo	negativo	No cambia
	Desconexión	positivo / negativo	positivo / negativo	No cambia	positivo / negativo	negativo / positivo	No cambia
Sensor Torque	Bias Positivo	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	positivo	No cambia
	Bias Negativo	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	negativo	No cambia
	Desconexión	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	positivo / negativo	No cambia
Sensor Cremallera	Bias Positivo	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	positivo
	Bias Negativo	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	negativo
	Desconexión	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	positivo / negativo
Fallas Doble Sensor	Corriente-Velocidad	No cambia	positivo / negativo	positivo / negativo	positivo / negativo	negativo / positivo	No cambia
	Torque Cremallera	No cambia	No cambia	No cambia	No cambia	positivo	positivo
	Corriente- cremallera	positivo/ negativo	No cambia	negativo/ positivo	No cambia	No cambia	positivo
	Velocidad-Cremallera	negativo/ positivo	negativo/ positivo	No cambia	negativo/ positivo	positivo / negativo	positivo

Donde “cambia” (verde) indica que el residual cambia positivamente y negativamente, esto depende de la dirección de torque que el conductor aplica en el volante, “positivo” (rojo) indica que el residual cambia positivamente y es proporcional a la magnitud del bias. Caso similar ocurre con “negativo” (azul) que indica cambios negativos del

residual y proporcional a la magnitud de la falla. Finalmente “no cambia” el residual no presenta alguna respuesta manteniéndose en cero. En conclusión, por los resultados obtenidos, se puede ver que las fallas son fuertemente aislables, por lo cual en el siguiente punto se hará el estudio del diagnóstico de las fallas en base a la matriz de firma de fallas obtenido.

3.5. Diseño del Sistema de Diagnóstico de Fallas Basado en Inteligencia Artificial del Sistema de Dirección EPS

Dado la gran cantidad de fallas a detectar y debido a que el sistema EPS es un proceso altamente perturbado por distintas entradas no conocidas como: las irregularidades de la carretera, el auto alineamiento, el ruido, vibraciones, etc., los residuales que se generan por la etapa de detección de fallas pueden variar constantemente. Es por ello que una etapa de diagnóstico robusto mejorará la eficiencia del reconocimiento del patrón de fallas.

El sistema de diagnóstico de fallas para la dirección EPS se muestra en la figura 3.19, donde los datos de entrada y los datos de salida son los correspondientes del sistema de dirección. El bloque generador de residuales se desarrolló anteriormente mediante ARR. El bloque de decisión es la etapa de lógica de decisión donde se reconocerá el tipo de falla (Hipótesis de falla), el cual se basa en una red neuronal.

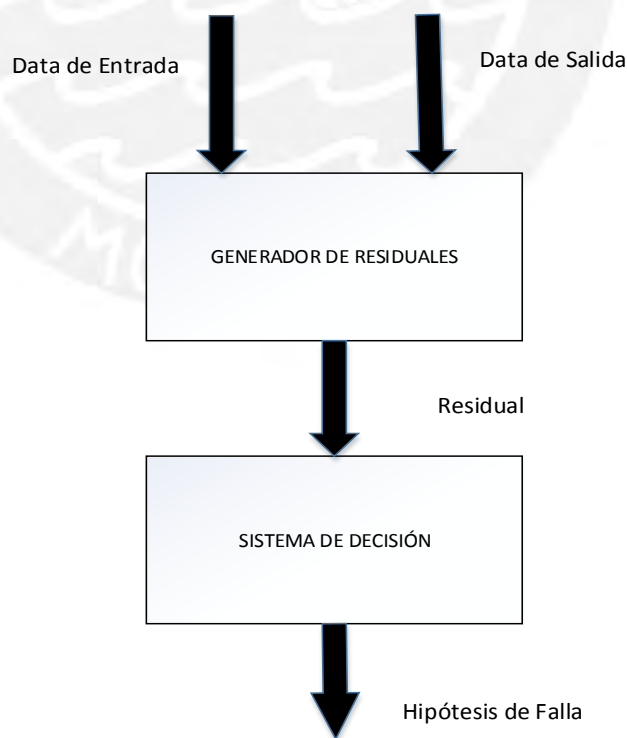


Figura 3.19. Diagrama de bloques del sistema de detección y diagnóstico de fallas

Por tanto, el problema del diagnóstico es desarrollado mediante una estructura de clasificación, como se muestra en la figura 3.20, donde se puede observar la clasificación por el tipo de fallas (sensores, mecánico, eléctrico).

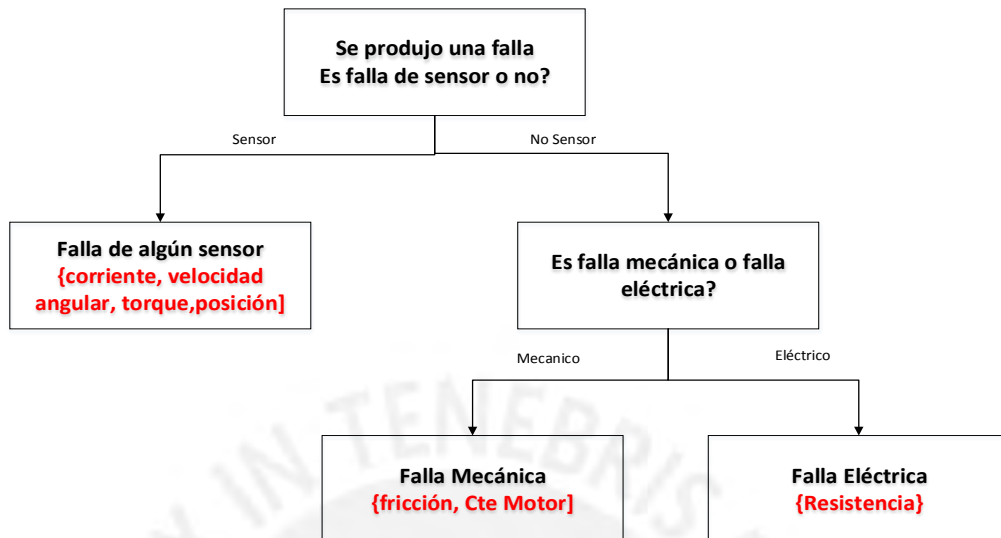


Figura 3.20. Estructura de clasificación de fallas

En la etapa de detección fue posible aislar 11 fallas, entre fallas aditivas, multiplicativas y múltiples, donde las fallas múltiples aisladas son fallas de 2 sensores. Para reconocer los distintos tipos de fallas se propone el estudio de un método de clasificación, donde cada clase pertenece a una distinta falla.

3.5.1. Clasificación Multiclase

El aprendizaje automático es un campo que está dedicado a la solución de problemas de clasificación, donde se pueden distinguir problema de clasificación binaria y multiclase. La clasificación multiclase es el problema de clasificar instancias en una de las más de dos clases, por ejemplo: en el problema de clasificación de fallas donde necesitamos clasificar el tipo de fallas entre más de 2 tipos.

En esta tesis se resuelve un problema de clasificación multiclase (multiclass Classification) dado que se pretende diagnosticar 11 tipos de fallas más 1 de no falla.

- Clase 1 → falla en Sensor de Corriente*
- Clase 2 → falla en Sensor de Velocidad*
- Clase 3 → falla en Sensor de Torque*
- Case 4 → falla en Sensor de Cremallera*
- Clase 5 → falla variación de la Resistencia*
- Clase 6 → falla variación de la Fricción*
- Clase 7 → falla variación de la Constante del Motor*
- Clase 8 → sin fallas*
- Clase 9 → falla doble Corriente – Velocidad*
- Clase 10 → falla doble Cremallera – Torque*
- Clase 11 → falla doble Corriente – Cremallera*
- Clase 12 → falla doble Velocidad – Cremallera*

3.5.2. Diagnóstico de Fallas Basado en Redes Neuronales Artificiales

- **Definición de Redes Neuronales Artificiales**

Las redes neuronales artificiales son un conjunto de elementos interconectados y con organización jerárquica que simulan las redes neuronales biológicas, que tienen la capacidad de responder a distintas entradas y aprender frente a las entradas cambiantes (Mihaich, 2014). Entre las ventajas que ofrece la RNA son:

- Robustez y tolerancia a fallas
- Posibilidad de manejar información con ruido.
- Aprendizaje adaptativo

- **Arquitectura de las Redes Neuronales**

Las redes neuronales están formadas por la interconexión de neuronas artificiales, de los cuales se pueden considerar 3 tipos de neuronas: de entrada, ocultas y de salida. Estas neuronas en conjunto permiten asemejar una red artificial con una red biológica dada las propiedades de transmisión de información y aprendizaje. Donde las neuronas de entrada están dadas por la información que ingresa a la red, las neuronas ocultas que constituyen la red interna cuyo estudio es complejo y las neuronas de salida que son los resultados de la red (figura 3.20).

- **Perceptrón Multicapa**

El perceptrón multicapa es una red neuronal formada por una capa de entrada, al menos una capa oculta y una capa de salida. Un perceptrón simple no tiene la capacidad de aproximar problemas no lineales, lo cual se soluciona efectivamente con el perceptrón multicapa (MLP). Las características fundamentales de esta arquitectura son: que es una estructura altamente no lineal, presenta tolerancia a fallas y el sistema es capaz de establecer una relación entre dos conjuntos de datos (Alpaydin, 2010).

En la figura 3.21 se muestra la red neuronal MLP. Donde n es el número de neuronas de entrada, m es el número de neuronas intermedias y p es el número de neuronas de salida.

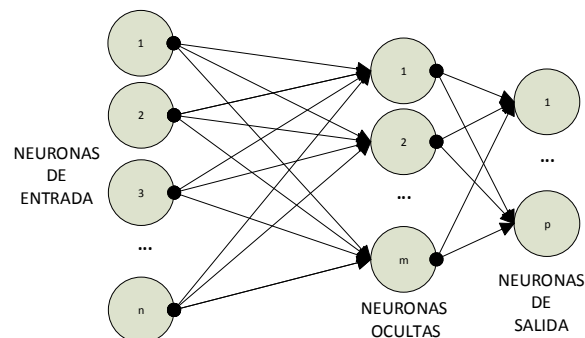


Figura 3.21. Perceptrón Multicapa

- **Función de Activación**

Una neurona artificial puede estar excitada o no excitada; es decir, que tiene un “estado de activación”. La función de activación calcula el estado de salida de una neurona. Entre los tipos de funciones de activación para problemas de clasificación tenemos: la función sigmoidea tipo 1 (logística) y la función tangente hiperbólica o sigmoidea tipo 2.

- **Tangente Hiperbólica (Sigmoidea Tipo II)**

Los valores de salida que proporciona esta función están comprendidos dentro de un rango que va de -1 a 1 (Matich, 2001).

En la figura 3.22 se muestra la función tangente hiperbólica para $g=0.3, 10$ y 100 .

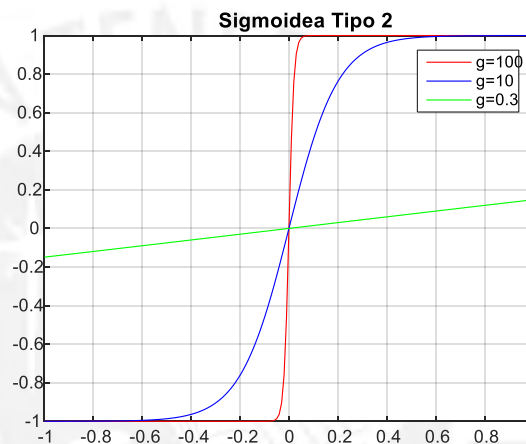


Figura 3.22. Sigmoidea Tipo II

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-gx}} - 1 \tag{3.60}$$

- **Mecanismo de Aprendizaje**

El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Hay dos métodos de aprendizaje que pueden distinguirse: el Aprendizaje supervisado y el Aprendizaje no supervisado.

El aprendizaje supervisado, es el proceso de aprendizaje que se realiza mediante un agente externo (supervisor), es decir para el problema de clasificación se conoce el tipo de clase al que pertenece. El aprendizaje no supervisado, en el proceso de aprendizaje no existe el supervisor, es decir en un problema de clasificación existen datos de entrada, pero no se conoce a que clase pertenecen.

Por lo cual para la solución del problema de clasificación de fallas es apropiado un aprendizaje supervisado. En este trabajo se consideró el entrenamiento por retro propagación del error (backpropagation), uno de los métodos que más popularizó a las redes neuronales y que ofrece muy buen resultado en problemas de clasificación.

- **Algoritmo de Retro Propagación del Error**

Es un algoritmo que permite actualizar los pesos sinápticos en base a la media cuadrática del error. El objeto es minimizar el error en base a variaciones de los pesos en cada iteración. Su estudio matemático se basa en las derivadas parciales y la regla de la cadena, retro propagando el error medido en las neuronas de salida (figura 3.23).

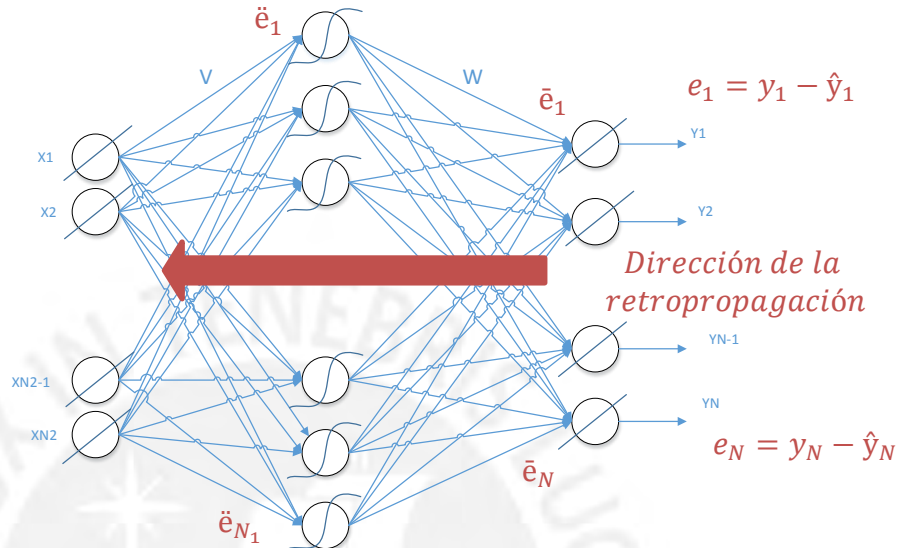


Figura 3.23. Retro Propagación del Error en una red MLP

$$\bar{e}_n = e_n \text{ donde } n = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3.61)$$

$$\ddot{e}_{n_1} = (W_{n_1,1}\bar{e}_1 + W_{n_1,2}\bar{e}_2 + \dots + W_{n_1,n}\bar{e}_n) f'(m_{n_1}) \quad n_1 = 1, 2, \dots, N_1 \quad (3.62)$$

$$\frac{dJ}{dW_{42}} = \bar{e}_2 P_4, \quad \frac{dJ}{dW_{31}} = \bar{e}_1 P_3, \quad \dots, \quad \frac{dJ}{dW_{ji}} = \bar{e}_i P_j \quad (3.63)$$

$$\frac{dJ}{dV_{12}} = \ddot{e}_2 x_1, \quad \frac{dJ}{dV_{31}} = \ddot{e}_1 x_3, \quad \dots, \quad \frac{dJ}{dV_{pq}} = \ddot{e}_q x_p \quad (3.64)$$

1.- Calcular la salida por propagación hacia adelante.

$$M_q = \sum_{p=1}^{N_2} V_{pq} x_p \quad q = 1 \dots N_1 = \# \text{ intermedias}, \quad N_2 = \# \text{ entradas} \quad (3.65)$$

$$y_i = \sum_{j=1}^{N_1} W_{ji} P_j; \quad i = 1 \dots N = \# \text{ salidas} \text{ donde } P_j = f(M_j) \quad (3.66)$$

2.- Calcular el error entre el valor obtenido y el valor deseado dado por la función de costo cuadrático medio.

$$J(V, W) = \frac{1}{2} \sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (3.67)$$

3.- Calculamos la tasa de actualización de los pesos \$(V, W)\$.

Para \$W\$

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{dJ}{dW_{ji}} \quad (3.68)$$

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji} \quad (3.69)$$

Para V esta dado por:

$$\Delta V_{pq} = -\eta \frac{dJ}{dV_{pq}} \quad (3.70)$$

$$V_{pq} = V_{pq} + \Delta V_{pq} \quad (3.71)$$

- **Etapas de Entrenamiento de la Red MLP para el Diagnóstico de Fallas**

En la etapa de entrenamiento del perceptrón multicapa se utilizarán 6 entradas (Features), los cuales son los residuales obtenidos en la etapa de detección de fallas. Con lo cual tenemos un vector de 6 componentes en la entrada, además el patrón de fallas en sensores por bias positivo, negativo y variación de parámetros están normalizados, dados por:

$x_1 =$	$\begin{bmatrix} +1 & +0 & -1 & +0 & +0 & +0 \\ -1 & +0 & +1 & +0 & +0 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla corriente (f_i)
$x_2 =$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & +0 & -1 & +1 & +0 \\ +1 & +1 & +0 & +1 & -1 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla velocidad (f_w)
$x_3 =$	$\begin{bmatrix} +0 & +0 & +0 & +0 & +1 & +0 \\ +0 & +0 & +0 & +0 & -1 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla Torque (f_{senT})
$x_4 =$	$\begin{bmatrix} +0 & +0 & +0 & +0 & +0 & +1 \\ +0 & +0 & +0 & +0 & +0 & -1 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla cremallera (f_{Yr})
$x_5 =$	$\begin{bmatrix} +0 & +1 & +1 & +1 & +0 & +0 \\ +0 & -1 & -1 & -1 & +0 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla resistencia (f_{Ra})
$x_6 =$	$\begin{bmatrix} +1 & +0 & -1 & +0 & -1 & +0 \\ -1 & +0 & +1 & +0 & +1 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla fricción (f_{Mf})
$x_7 =$	$\begin{bmatrix} -1 & +1 & +1 & +1 & +0 & +0 \\ +1 & -1 & -1 & -1 & +0 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla constante motor (f_{ψ})
$x_8 =$	$\begin{bmatrix} +0 & +0 & +0 & +0 & +0 & +0 \\ +0 & +1 & +1 & +1 & -1 & +0 \end{bmatrix}$	\rightarrow sin falla (f_{no})
$x_9 =$	$\begin{bmatrix} +0 & -1 & -1 & -1 & +1 & +0 \\ +0 & +0 & +0 & +0 & +1 & +1 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla doble ($f_i \& f_w$)
$x_{10} =$	$\begin{bmatrix} +0 & +0 & +0 & +0 & -1 & -1 \\ +1 & +0 & -1 & +0 & +0 & +1 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla doble ($f_{senT} \& f_{Yr}$)
$x_{11} =$	$\begin{bmatrix} -1 & +0 & +1 & +0 & +0 & -1 \\ +1 & +1 & +0 & +1 & -1 & +1 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla doble ($f_i \& f_{Yr}$)
$x_{12} =$	$\begin{bmatrix} +1 & +1 & +0 & +1 & -1 & +1 \\ -1 & -1 & +0 & -1 & +1 & -1 \end{bmatrix}$	\rightarrow falla doble ($f_w \& f_{Yr}$)

Hay que considerar que estos no son todos los patrones de fallas posibles que se analizaron, para el entrenamiento se consideraron más posibilidades. El número de neuronas de salida está dado por el número de anomalías, por lo tanto, tendremos 12 salidas (11 fallas + 1 no falla).

El problema de clasificación se resolverá por el método de clasificación OAA (One Against All), donde se reconoce una clase de falla frente al conjunto restante de fallas

(Ou & Murphey, 2004). En las pruebas de entrenamiento se consideró la estructura MLP con dos capas ocultas de 100 neuronas (figura 3.24).

En total se utilizaron 94 datos para el entrenamiento, esto con el objetivo de que la red sea más robusta a las perturbaciones y al ruido del sistema.

Data input = 6

Data Output = 12

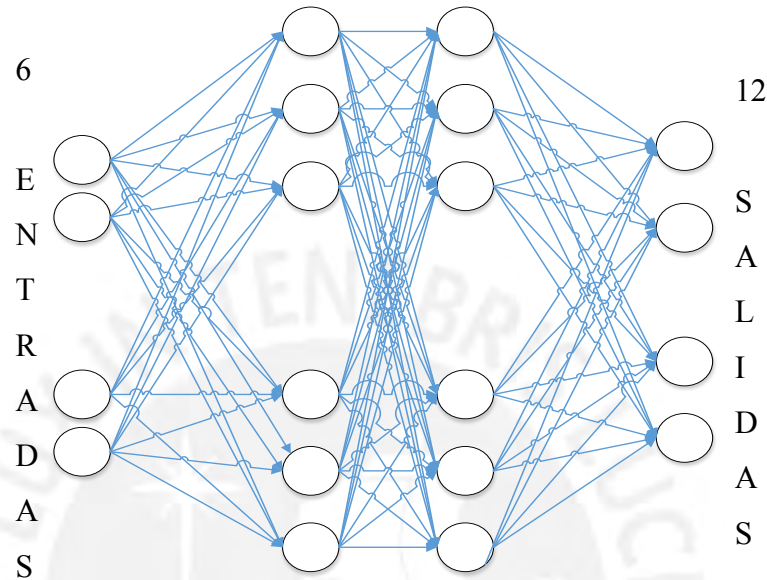


Figura 3.24. Entradas y Salidas de la red MLP

En la tabla 3.5 se muestra la tabla de resultados del error de entrenamiento para una red neuronal MLP de una sola capa oculta con 500 neuronas ocultas y 1000 neuronas ocultas. Una red MLP con 2 capas ocultas con 100 y 500 neuronas por cada capa oculta, donde se obtuvieron buenos resultados con 2 capas ocultas, por lo que se utilizará un MLP de 2 capas ocultas con 100 neuronas en 1250000 iteraciones.

Tabla 3.5. Errores de entrenamiento

	1 capa oculta		2 capas ocultas		
Iteraciones	500000		1250000		
	500 neuronas	1000 neuronas	100 neuronas	500 neuronas	100 neuronas
Tiempo	3 horas	5 horas	7 horas	1 día	20 horas
Error	47.7%	25%	27%	2.36%	16.2%

- **Validación**

Después del proceso de entrenamiento los pesos de las conexiones en la red neuronal quedan fijos. Como paso siguiente se debe comprobar si la red neuronal puede resolver nuevos problemas. Por lo tanto, con el propósito de validar la red neuronal se requiere de otro conjunto de datos, denominado conjunto de validación. Luego se compara la solución calculada para cada ejemplo de validación con la solución conocida. En esta

etapa se verifica que tan bien ha sido entrenada la red neuronal para reconocer los distintos tipos de fallas con datos que no ha visto la red antes, pero que cumplen con el patrón de entrenamiento.

Los resultados porcentuales en la exactitud para la validación de la red neuronal multicapa para distintos casos se muestra en la tabla 3.6.

Tabla 3.6. Exactitud en la Validación

MLP	2 capas ocultas - 500 neuronas	2 capas ocultas - 100 neuronas	1 capa oculta - 1000 neuronas	1 capa oculta - 500 neuronas
Exactitud	91.4%	91.3 %	89.2%	34.9%

➤ **Matriz de Confusión**

La matriz de confusión es una tabla que mide el desempeño de un algoritmo. Donde las columnas de la matriz representan los valores de predicción de la clase (Tipo de falla), mientras que las filas presentan las instancias de la clase real. Por lo cual visualmente se puede ver la intensidad del error de confusión que tiene el sistema.

En la figura 3.25 se puede mostrar la matriz de confusión para la prueba de validación de la red MLP, donde las predicciones correctas se muestran en la diagonal de la matriz. Para la validación se tomó 632 tipos de datos de fallas, a fin de ver el grado de exactitud en la predicción de la falla ante distintos datos.

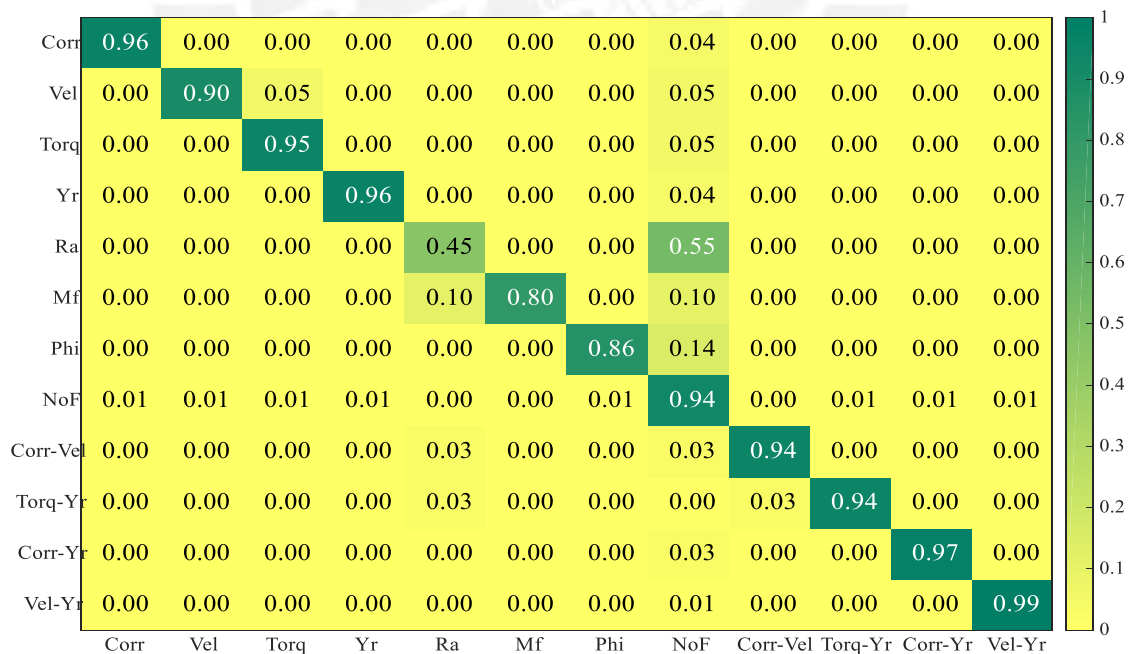


Figura 3.25. Matriz de Confusión: fila (falla real) columna (falla predicha RNA)

En lo resultado se obtuvo una exactitud del 91.3 % para un MLP de 2 capas ocultas con 100 neuronas, con lo que podemos decir que el sistema tiene un pequeño margen de confusión.

- **Pseudo-Código de Entrenamiento de la RNA en Matlab**

En el algoritmo N°2 se muestra el proceso de entrenamiento de la red. [2] y [3] se inicializa los pesos y se cargan los datos. [5] a [11] se calcula la salida de la red neuronal (forward). [12] a [14] se actualizan los pesos por retro propagación.

Algoritmo N° 2: Entrenamiento de la Red Neuronal	
[1]	<i>inicio</i>
[2]	<i>Carga los datos de entrenamiento</i>
[3]	<i>carga e inicializa</i> ← y_d, eta, w, v, c, a // parámetros de la RNA
[4]	<i>para</i> ($k = 1 \rightarrow \#datos$) //inicio de bucle
[5]	$yy \leftarrow datos[k]$ // datos de entrada
[6]	$data_k \leftarrow yy / \max(yy)$
[7]	$m \leftarrow v_1' data'$
[8]	$n \leftarrow \frac{2}{1 + e^{-\frac{m-c}{a}}} - 1$
[9]	$p_1 = v_2' * n$
[10]	$q \leftarrow \frac{2}{1 + e^{-\frac{p_1-c}{a}}} - 1$
[11]	$y \leftarrow w'q$ // salida de la RNA
[12]	$error \leftarrow y - y_d$ // Retro propagación
[13]	<i>calcula de</i> ← $\frac{dj}{dw}, \frac{dj}{dv}, \frac{dj}{da}, \frac{dj}{dc}$ $J = error^2/2;$
[14]	$w, v_1, v_2, c, a \leftarrow w, v_1, v_2, c, a - eta \frac{dj}{dw, v_1, v_2, c, a}$
[15]	<i>fin para</i> //fin de bucle
[16]	<i>final</i>

- **Pseudo-Código del Sistema de Detección y Diagnóstico de Fallas en Matlab**

Algoritmo N° 3: Sistema de Detección y Diagnóstico de Fallas	
[1]	<i>inicio</i>
[2]	<i>leer</i> (<i>param, falla, tiempo</i>)
[3]	$Tiempo \leftarrow [t_o \ t_f]$
[4]	$dt \leftarrow$ <i>Tiempo de muestreo</i>
[5]	$T_{sw} \leftarrow$ <i>Maniobra del conductor</i>
[6]	$T_{ext} \leftarrow$ <i>Perturbaciones</i>
[7]	$x_o \leftarrow$ <i>condiciones iniciales</i>
[8]	$k \leftarrow 1$
[9]	<i>para</i> ($tt = t_o: dt: t_f$) <i>hacer</i> // inicia bucle
[10]	$volt_k \leftarrow K_p T_{sen} + K_d T'_{sen}$ // ley de control
[11]	<i>si</i> ($tt > 1$) <i>and</i> ($tt < 1.2$) <i>entonces</i> // falla de sensor
[12]	$sensor_k \leftarrow sensor_k + bias$
[13]	<i>fin si</i>
[14]	$volt'_k \leftarrow (volt_k - volt_{k-1})/dt$ // calcula derivada
[15]	$x_k \leftarrow A_k x_k + B_k volt_k + B2_k [Tsw_k \ T_{ext_k}]$ // modelo EPS
[16]	<i>Cálculo de derivadas</i> // calcula toda las dervadas

```

[17] Calcular  $r1_k, r2_k, r3_k, r4_k, rT_k$  y  $ryr_k$  // residuales
[18]  $yy \leftarrow [r1_k \ r2_k \ r3_k \ r4_k \ rT_k \ ryr_k]$  //data de entrada
[19]  $data_k \leftarrow yy / \max(yy)$ 
[20]  $m \leftarrow v_1' * data'$ 
[21]  $n \leftarrow f(m)$ 
[22]  $p_1 = v_2' * n$ 
[23]  $q = f(p_1)$ 
[24]  $y \leftarrow w' * q$  // salida de la red neuronal
[25]  $output \leftarrow$  estandarizar  $y = 0$  o  $1$ 
[26] para ( $kx = 1:12$ )
[27] si ( $output(kx) == 1$ ) entonces
[28] escribir('Falla numero  $kx$ ') // reconoce la falla
[29] fin si
[30] fin para
[31]  $k \leftarrow k + 1$ 
[32] fin para // fin bucle
[33] final

```

En el algoritmo N°3 se muestra el sistema de detección y diagnóstico de fallas para la dirección EPS, el cual fue explicado en los algoritmos N°1 y N°2. El código está adjuntado en los anexos con el nombre “DiagnosticoEPS.m”.

3.6. Pruebas de Validación del Sistema de Diagnóstico en el Sistema EPS

Los resultados obtenidos en el diseño de la parte de detección y diagnóstico de fallas se proceden a validar con el modelo del vehículo dado por la figura 3.26, donde el sistema del vehículo está compuesto (conductor, sistema de dirección y vehículo) y el sistema de diagnóstico de fallas (Bloques de detección y diagnóstico).

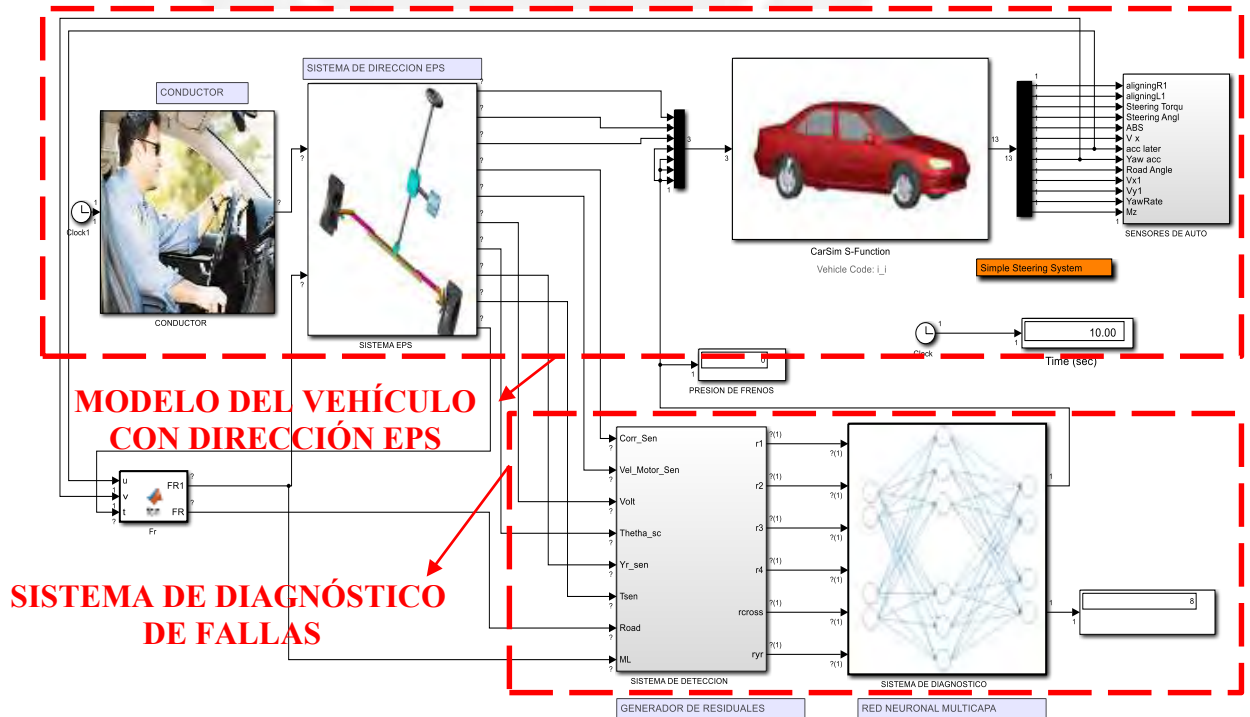


Figura 3.26. Validación del sistema de Diagnóstico de Fallas

Para las pruebas de validación se verifica que el sistema es capaz de reconocer los distintos tipos de anomalía indicados por el 1 al 12.

- **Maniobra del Conductor**

La generación del ángulo del volante por el conductor se obtuvo del simulador “Carsim” para una maniobra de doble cambio de carril (DLC), esto con el objetivo de verificar la validación del sistema diseñado para un caso real de cambio de carril.

En la figura 3.27 se puede apreciar la animación de Carsim en un test para el sistema de dirección de doble cambio de carril.

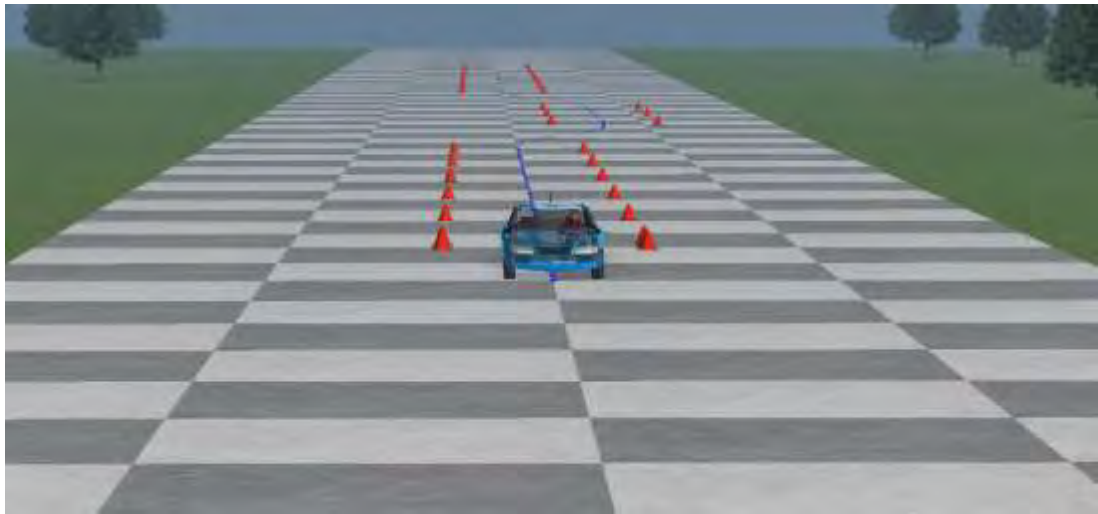


Figura 3.27. Simulación del Doble Cambio de Carril en Carsim

En la figura 3.28 se muestra la señal por maniobra del volante. La parte superior es cuando el conductor realiza el DLC sin fallas. En la parte inferior es la maniobra del conductor cuando se genera una falla en el sistema. Entre 3.2 a 5 segundos aparece la falla tipo bias y se acciona el sistema de frenos para cada tipo de falla.

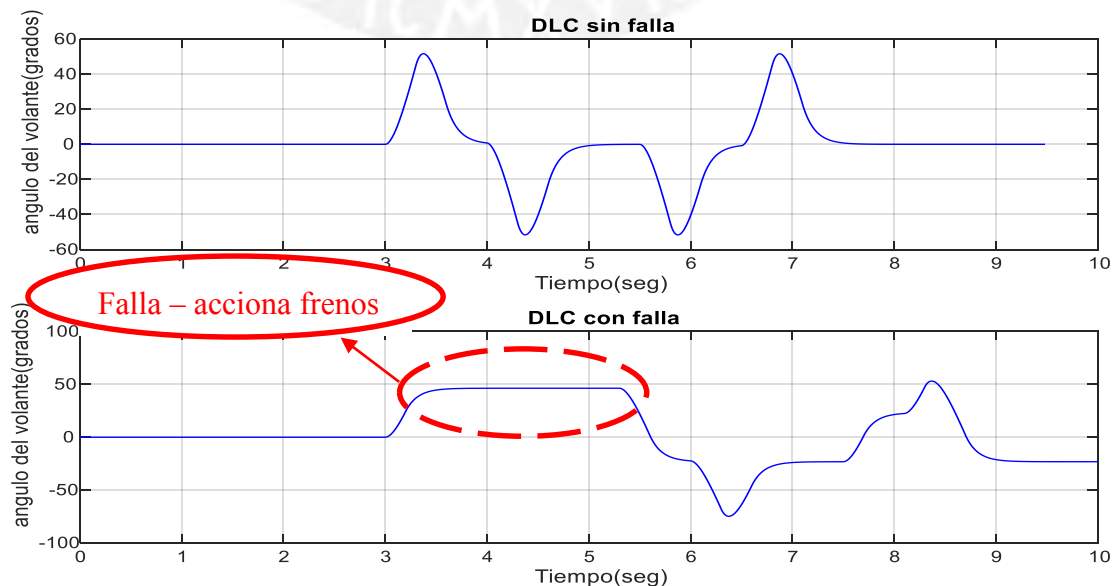


Figura 3.28. Ángulo del volante (conductor)

- **Prueba de Validación con Falla tipo Bias en el Sensor de Corriente**

Del modelo de la figura 3.29 se generó una falla por bias en el sensor de corriente entre 3.2 y 5 segundos, el sistema muestra el número (1) como falla en el sensor de corriente.

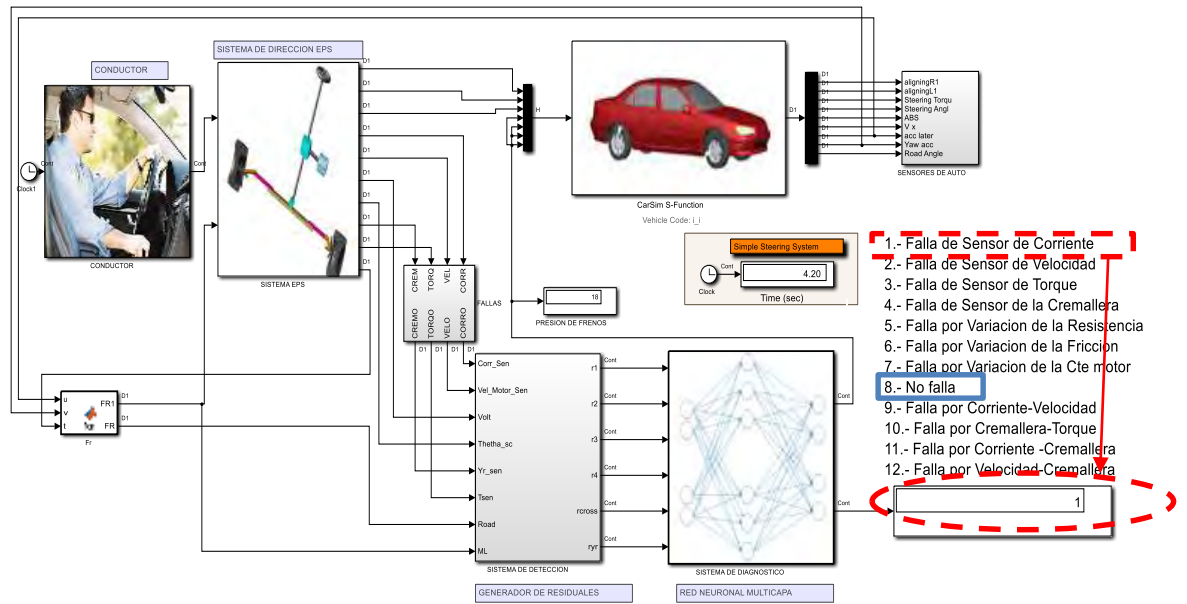


Figura 3.29. Sistema con Falla en el sensor de corriente (Bias)

La señal del sensor de corriente se puede ver en la figura 3.30, el inicio de falla se da a los 3.2 segundos.

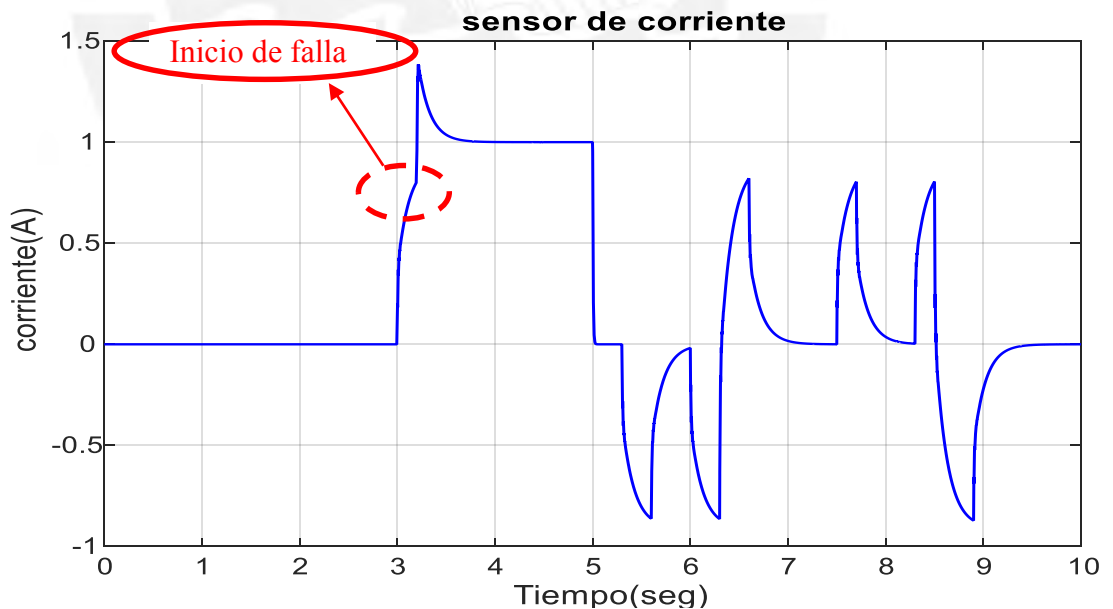


Figura 3.30. Señal del sensor de corriente

Los residuales generados por el sistema de detección basados en ARR se muestra en la figura 3.31, donde podemos notar el patrón que se obtuvo en la matriz de firma de fallas para el caso de falla en el sensor de corriente, los residuales 1 y 3 son los que generan un cambio dado por la falla.

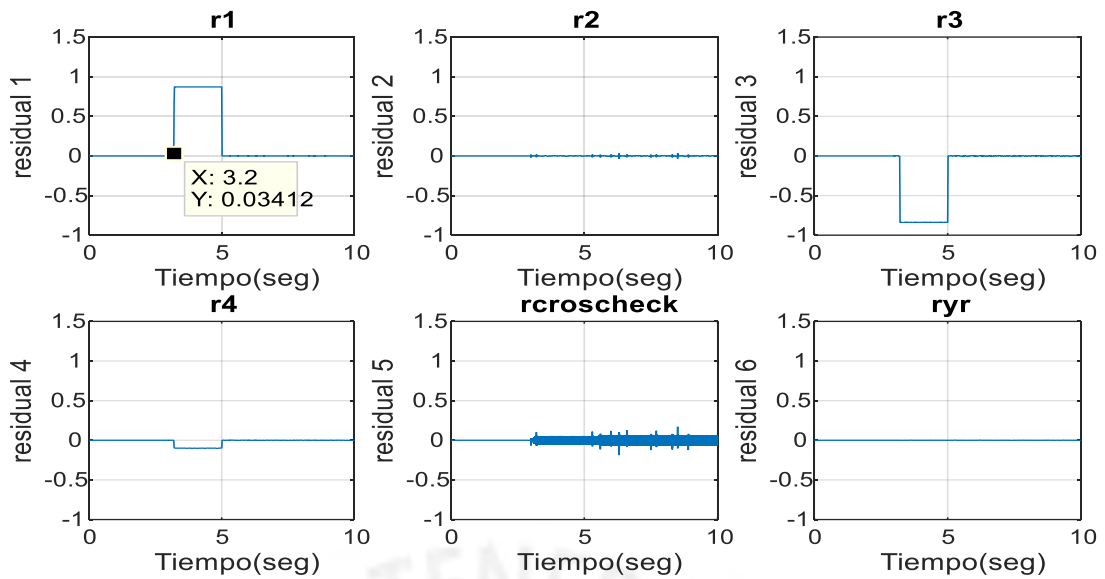


Figura 3.31. Respuesta de residuales por falla del sensor de corriente

La detección de fallas en el sensor de corriente por bias puede ser detectado también cuando el conductor no aplica torque al timón. Nuestro sistema podrá reconocer la falla y enviar una alarma aun cuando el conductor este manejando sin manipular el volante, como es el caso de guardar carril (lane keep).

- **Prueba de Validación con Falla tipo Bias en el Sensor de Velocidad**

Del modelo de la figura 3.32 se generó una falla por bias en el sensor de velocidad entre los 3.2 y 5 segundos, mostrando el número (2) como falla de la velocidad.

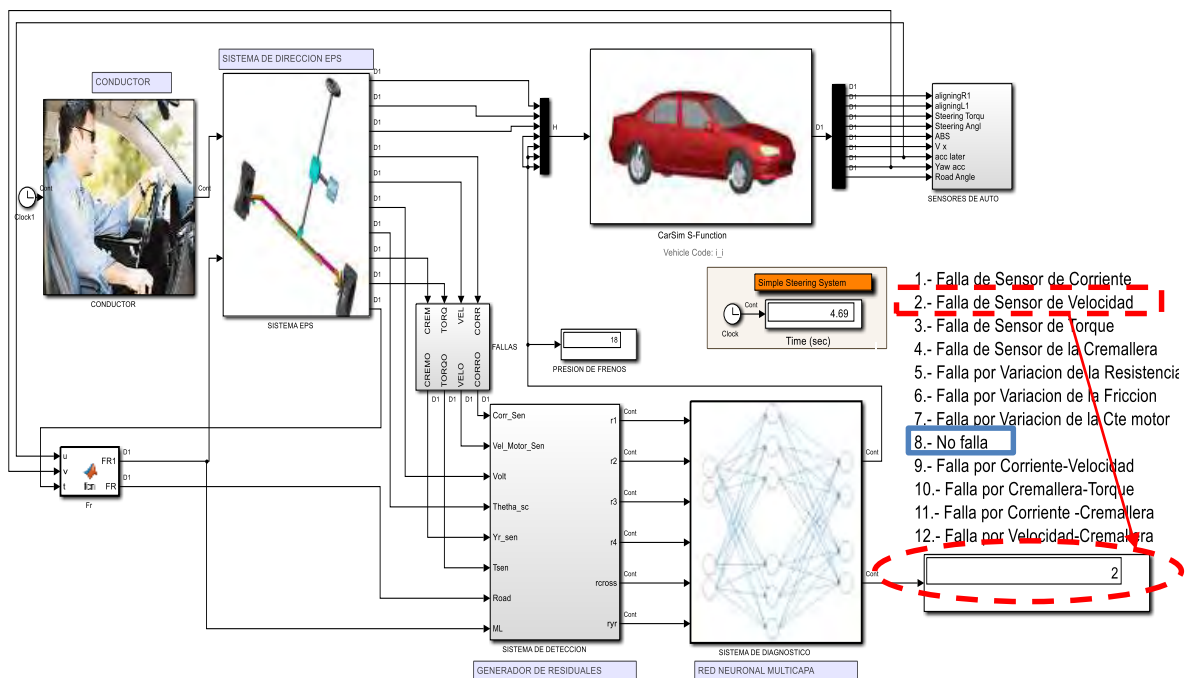


Figura 3.32. Sistema con Falla en el sensor de velocidad (Bias)

En la figura 3.33 se puede mostrar la señal del sensor de velocidad afectado por un bias positivo, donde la falla se inicia a los 3.2 segundos. Los residuales generados por el sistema de detección se muestran en la figura 3.34.

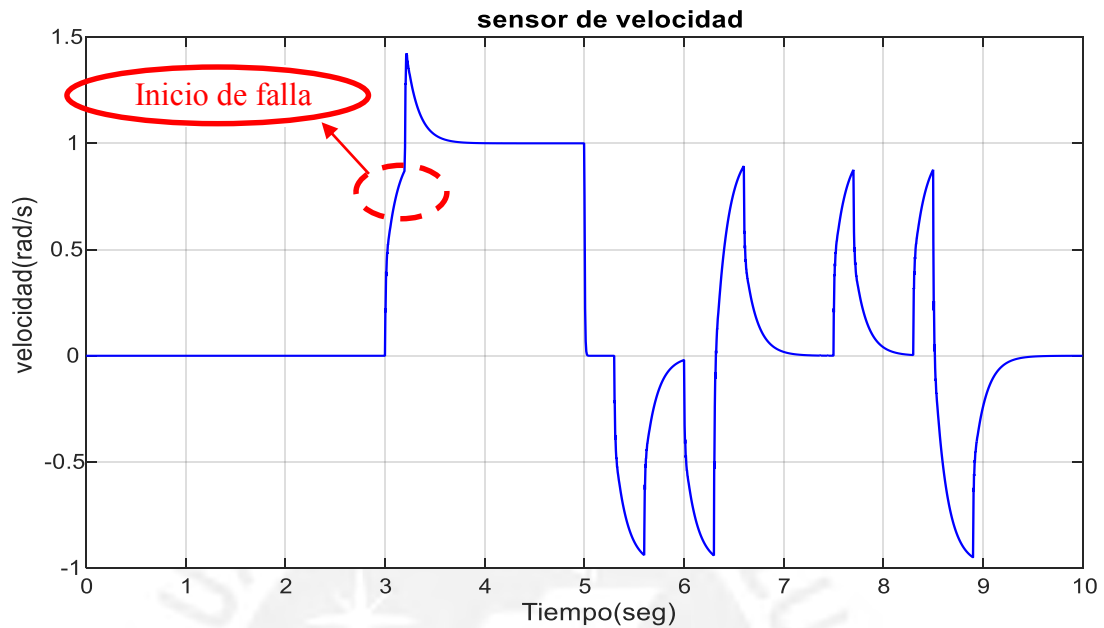


Figura 3.33. Señal del sensor de velocidad

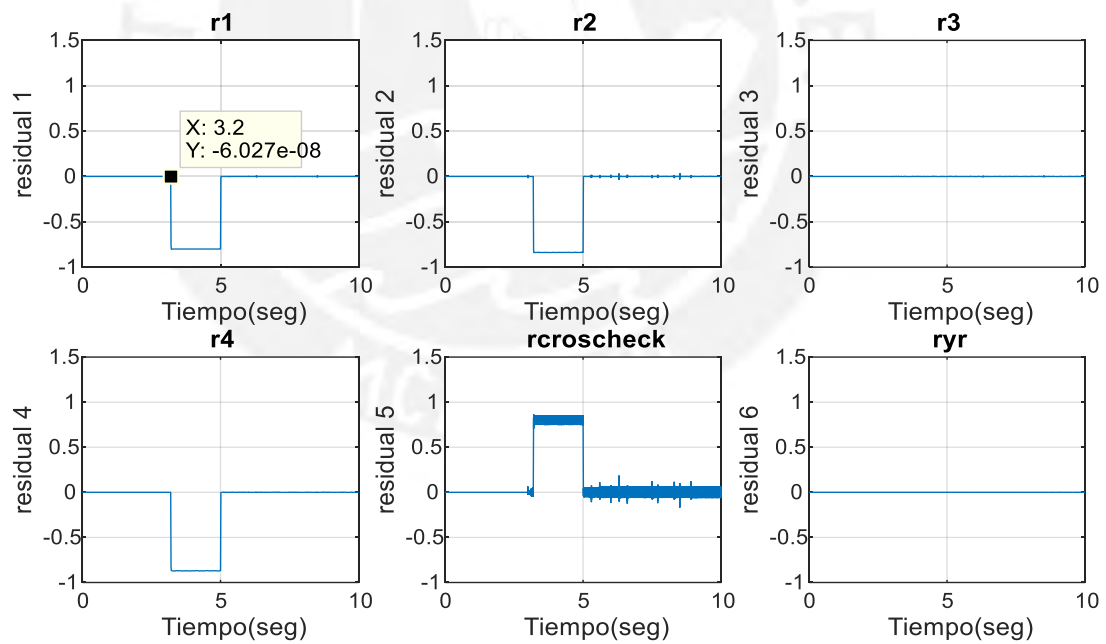


Figura 3.34. Respuesta de residuales por falla del sensor de velocidad

- **Prueba de Validación con Falla tipo Bias en el Sensor de la Cremallera**

Del modelo de la figura 3.35 se generó una falla por bias en el sensor de la cremallera entre los 3.2 y 5 segundos, mostrando el número (4) como etiqueta de falla, dado por el sistema de diagnóstico.

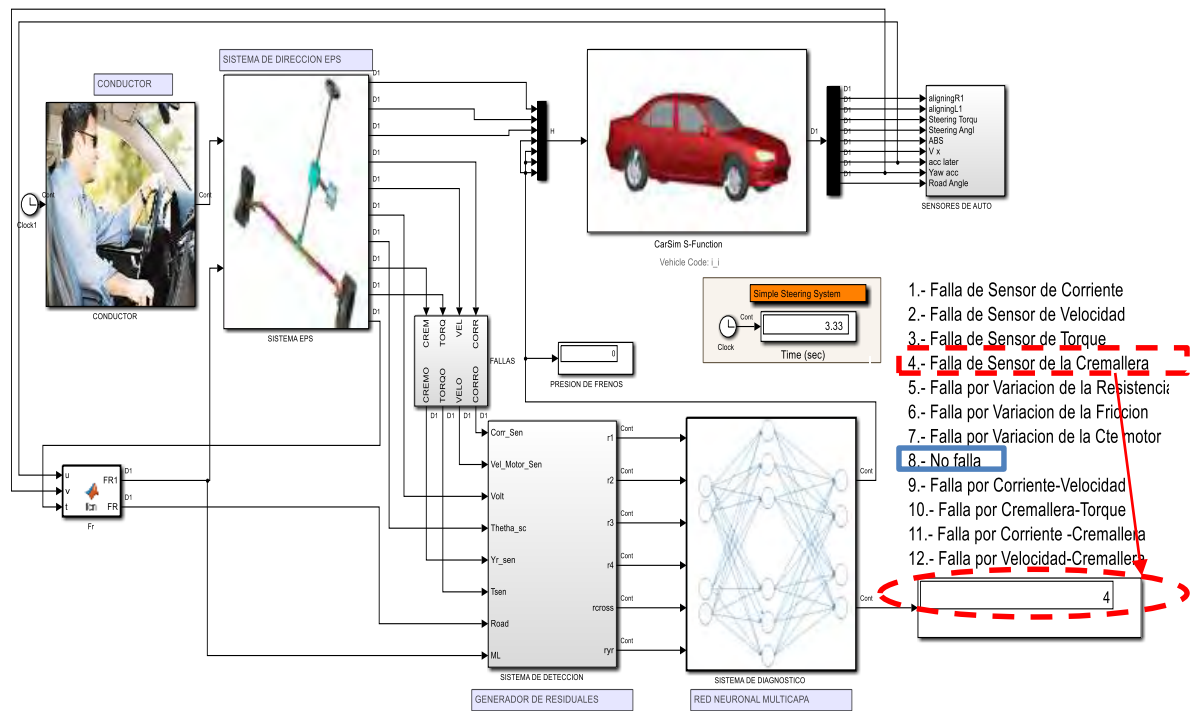


Figura 3.35. Respuesta de residuales con falla de sensor Cremallera

En la figura 3.36 se puede observar la señal del sensor de posición de la cremallera con una falla por bias entre 3.2 y 5 segundos.

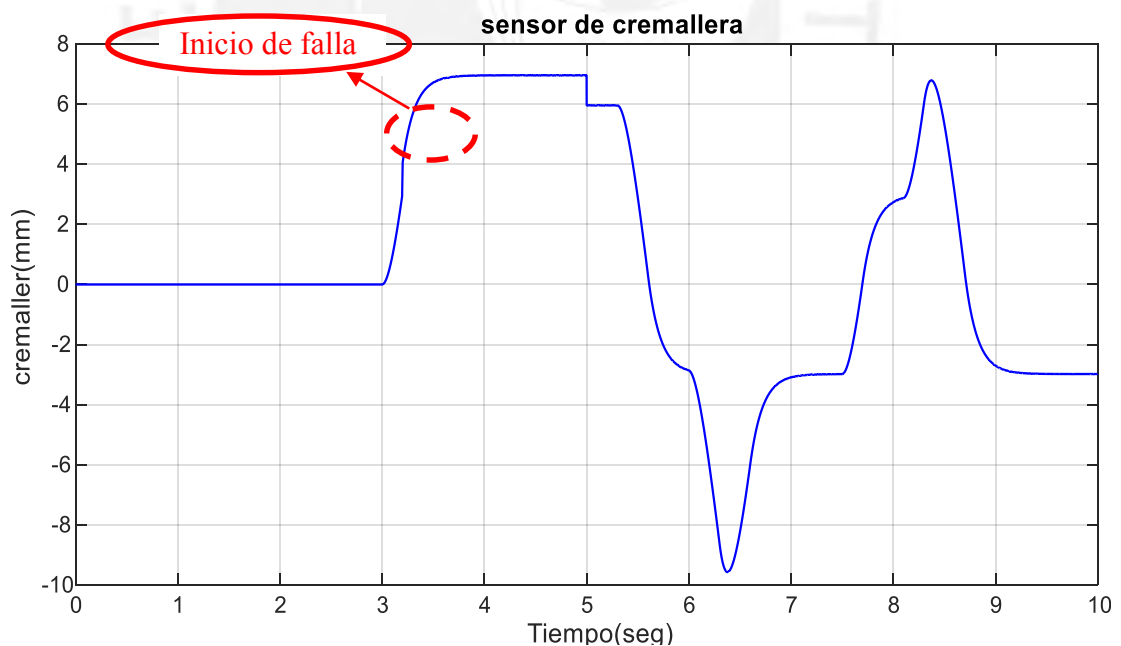


Figura 3.36. Sensor de posición de cremallera con falla de bias

En la figura 3.37 se puede mostrar los residuales generados por el sistema de detección de fallas para la falla por bias en el sensor de posición de la cremallera, donde el residual 6 es el único que genera un cambio. Por tanto, el patrón para esta falla está dado solo por la respuesta del residual 6.

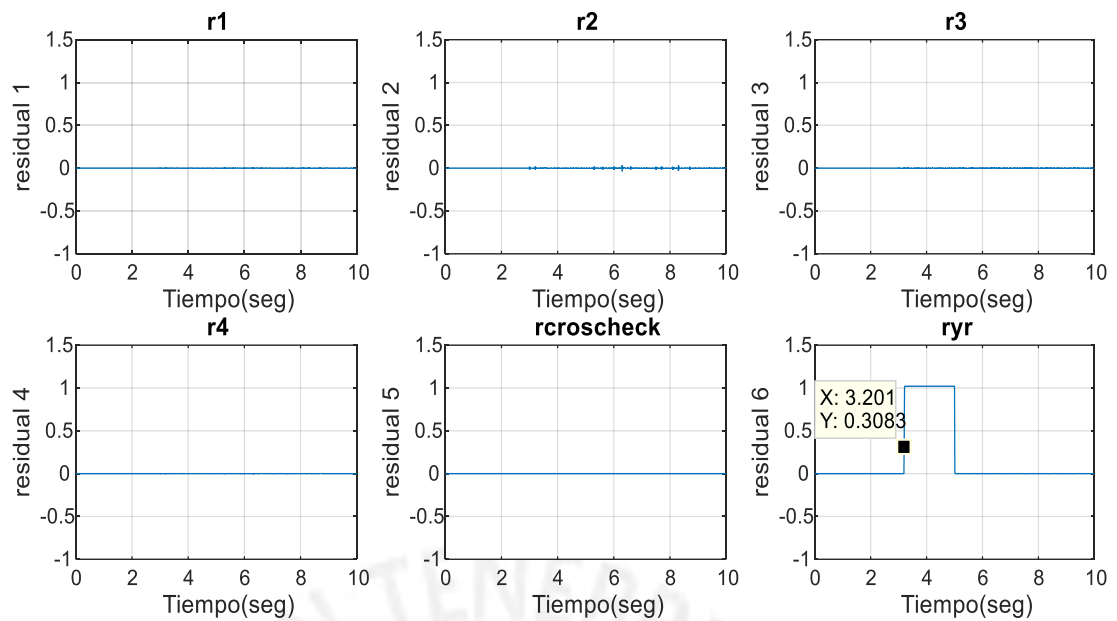


Figura 3.37. Respuesta de residuales en falla de sensor cremallera

Todos los resultados anteriores por fallas tipo bias se simuló utilizando Simulink con Carsim, para poder comparar un vehículo con falla por bias y un vehículo sin fallas. En la figura 3.38 se puede notar la presión generada en el sistema con falla, en todos los casos de falla en sensores se generó las fallas a los 3.2 segundos, donde el sistema reconoció la falla generando una presión en el sistema de frenos.

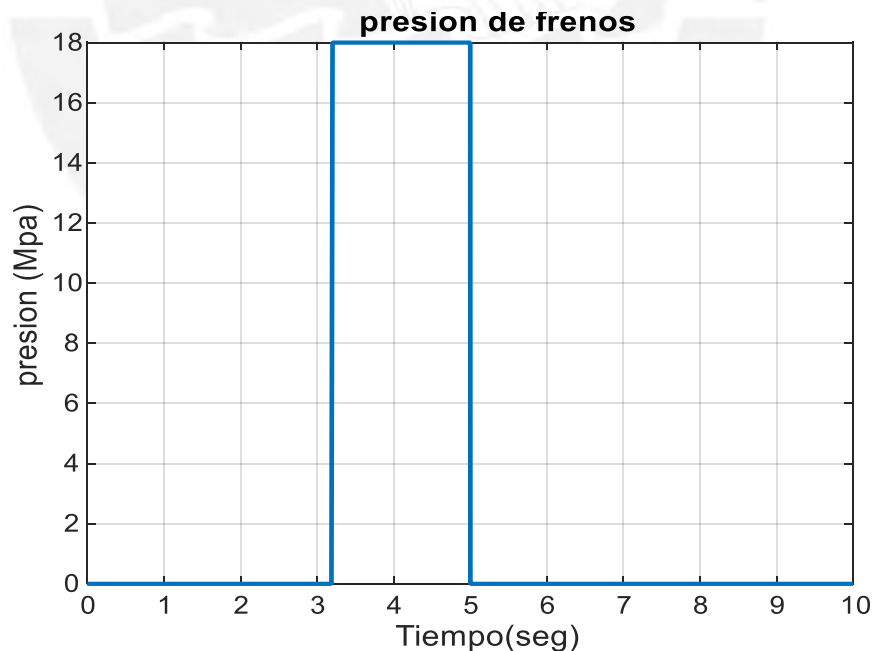


Figura 3.38. Señal de presión en los frenos

En la prueba de Co-Simulación Carsim con Simulink se realizó un test comparativo (figura 3.39) donde se puede observar el vehículo con falla (Verde) y un vehículo en condiciones normales (Azul) en un test de prueba de doble cambio de Carril.

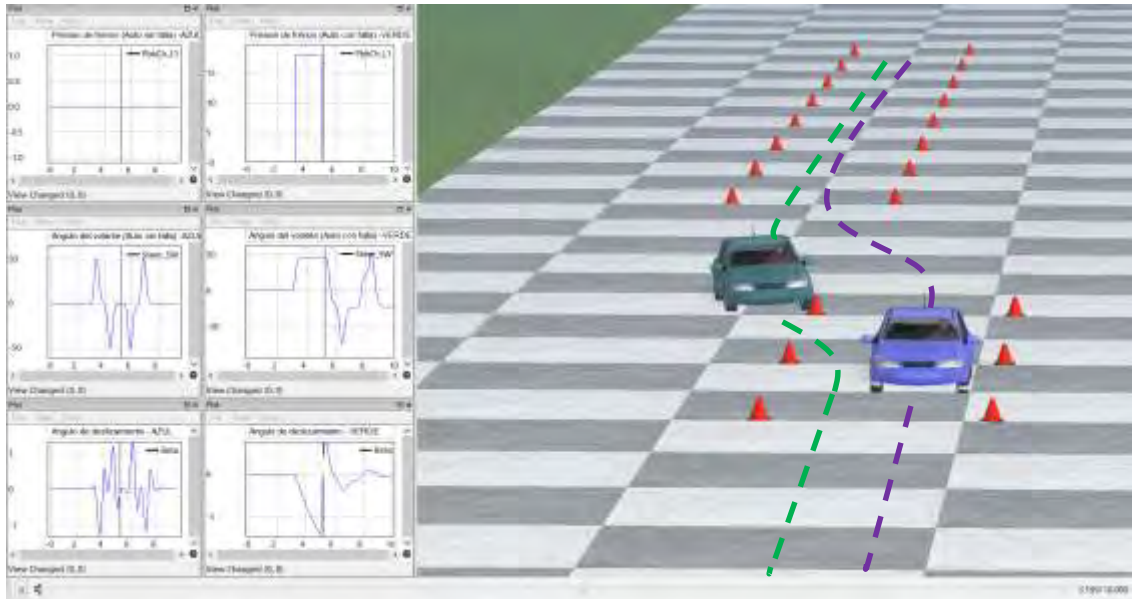


Figura 3.39. Resultados de simulación del vehículo con falla (Verde) y otro sin fallas (Azul)

- **Prueba de Validación con Fallas por Desconexión del Sensor de Torque**

En esta prueba se verifica el reconocimiento de fallas por desconexión del sensor de torque, a la vez verificaremos que el sistema se vuelve ineficiente al desconectarse el sensor dado que este sensor es realimentado por el lazo de control. En la figura 3.40 se obtuvo el número 3 como resultado del diagnóstico de fallas.

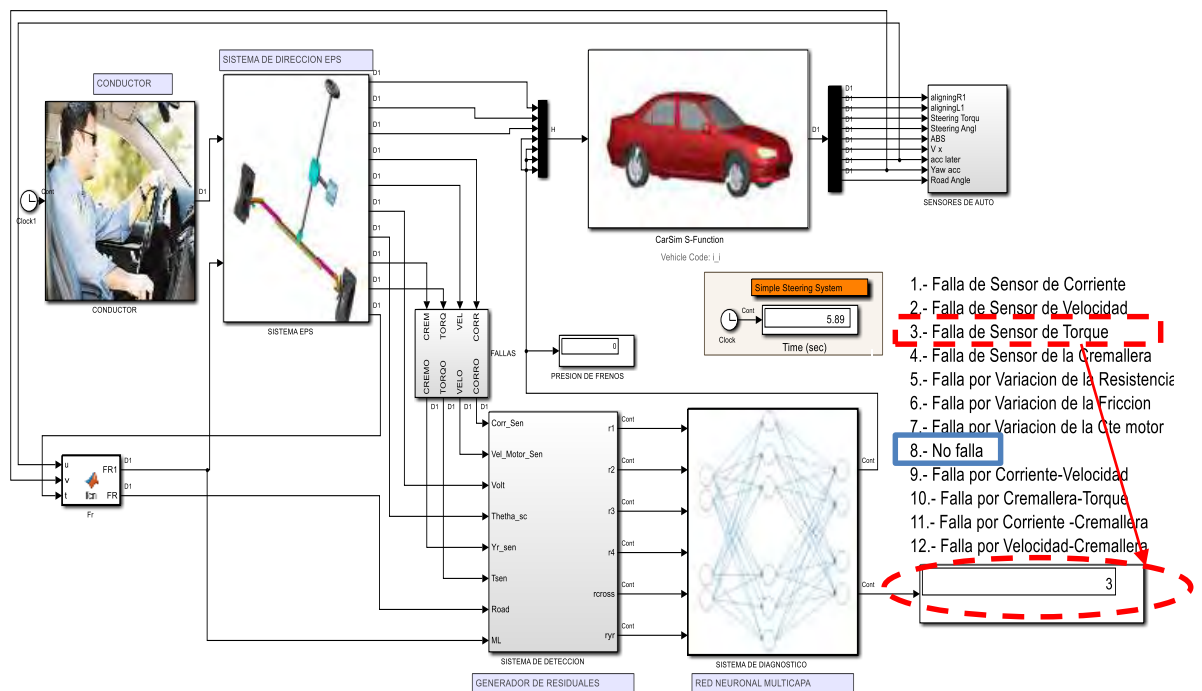


Figura 3.40. Respuesta de residuales con falla de sensor Torque

En la figura 3.41 se muestra las señales de sensor de torque para el caso por desconexión (4.5 segundos) y otro cuando el sistema está libre de fallas.

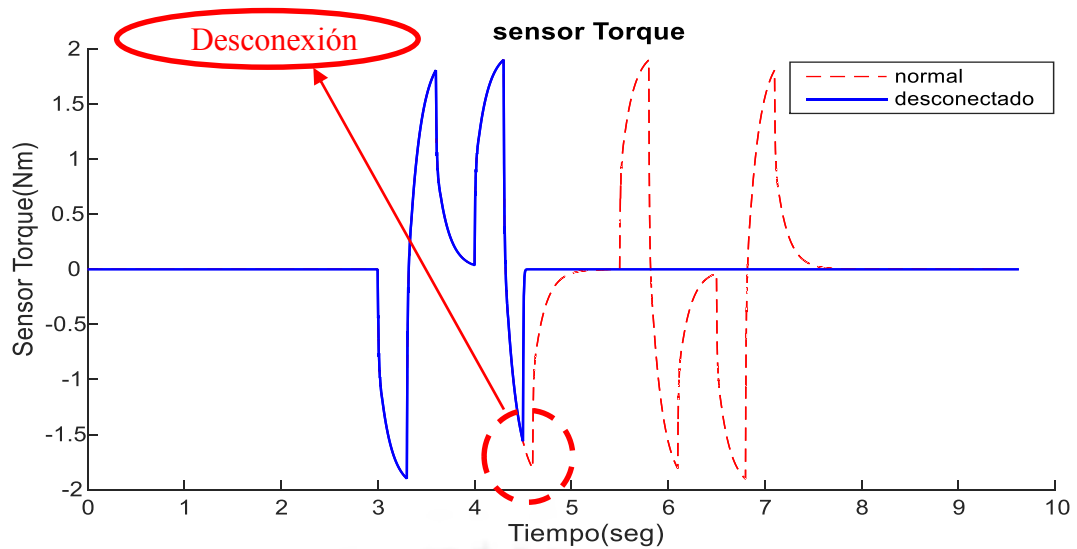


Figura 3.41. Respuesta de residuales (rojo=normal) y (azul=desconexión)

Los resultados de los residuales se pueden observar en la figura 3.42, donde el residual 5 es sensible a la falla del sensor de torque. Hay que aclarar que el residual tiene valores positivos y negativos ya que al desconectarse el sensor es como generarse un bias y el signo depende del valor del sensor que no tiene fallas.

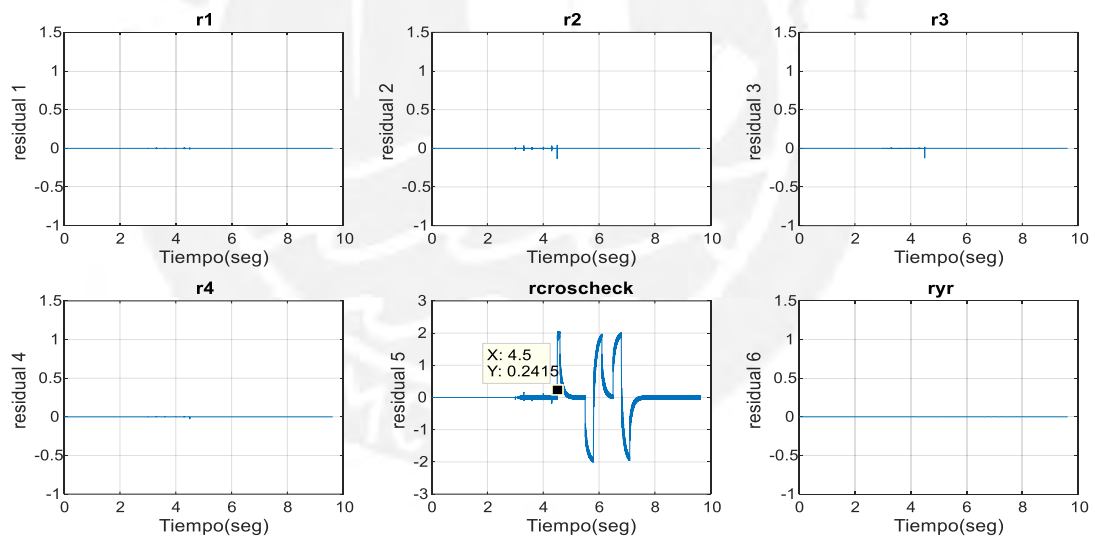


Figura 3.42. Respuesta de residuales en falla de sensor de torque

Para verificar la pérdida de eficiencia del sistema EPS, en la figura 3.43 se puede observar el ángulo del volante (steering wheel angle), donde se aprecia que al desconectarse el sensor el sistema con fallas (azul) tiene menor desplazamiento angular, esto se refleja en que el timón se poner más duro.

En la simulación se pudo verificar la ineficiencia del vehículo con EPS (figura 3.44), donde el vehículo verde es el que presenta desconexión del sensor a los 4.5 segundos, para la generación de un mismo torque en ambos vehículos, el que tiene fallas es más difícil de controlar.

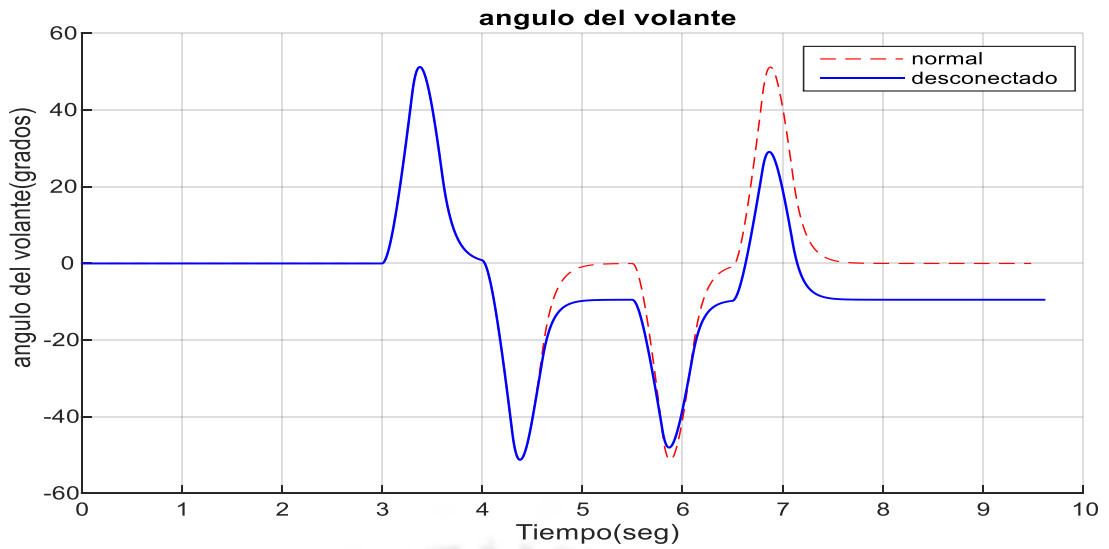


Figura 3.43. Ángulo del volante (rojo=normal) y (azul=desconexión)

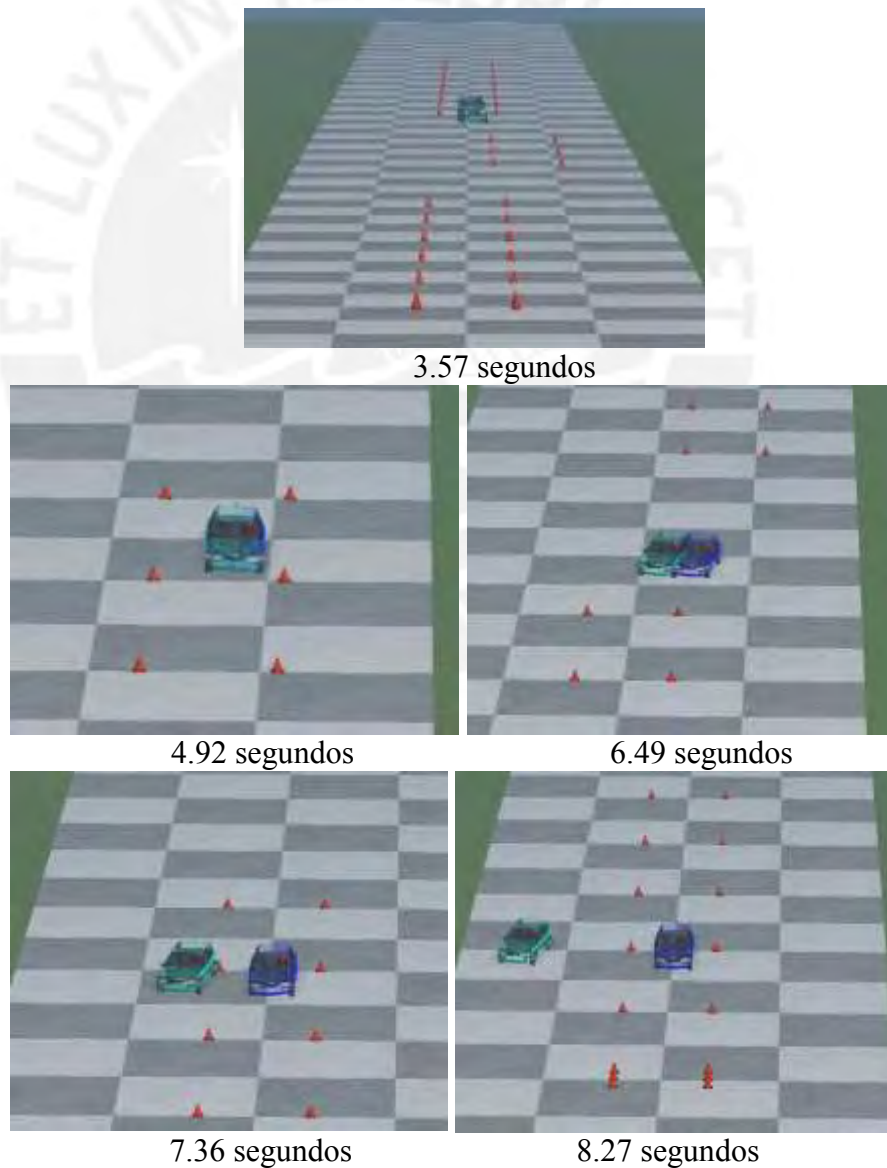


Figura 3.44. Simulación de sistema con desconexión de sensor de torque

- **Prueba de Validación con Falla por Variación de la Resistencia del Motor**

Del modelo de la figura 3.45 se generó una falla por variación de la resistencia entre los 3.2 – 4 segundos, mostrando el número (5).

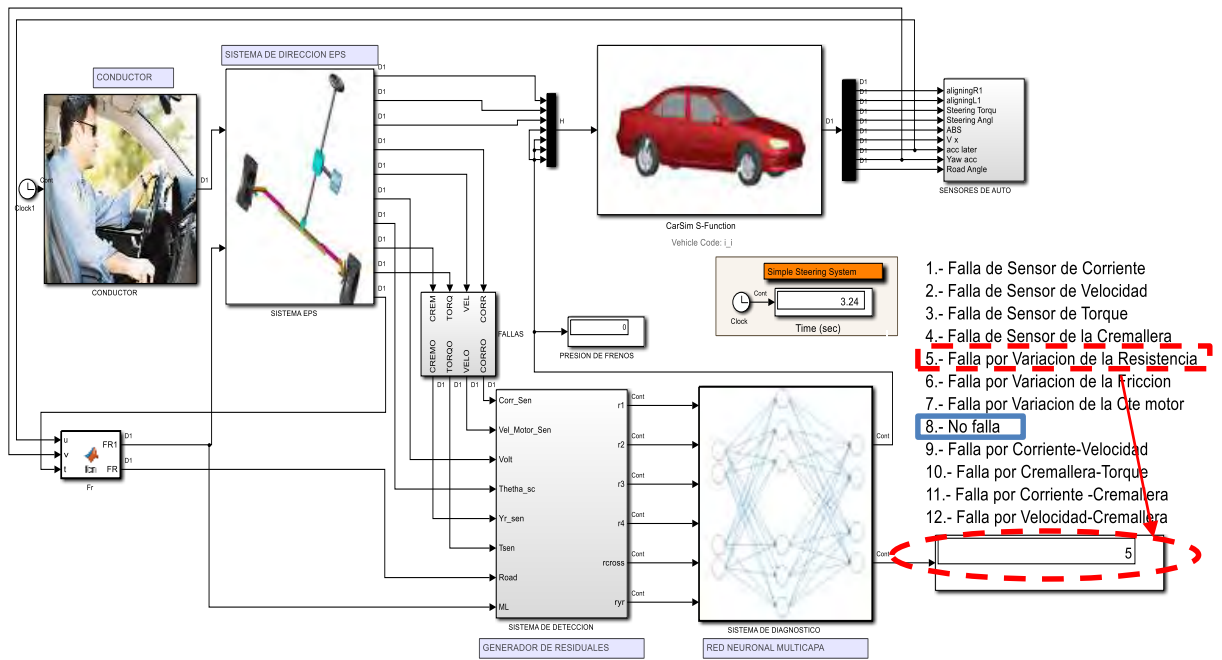


Figura 3.45. Respuesta de residuales con falla por variación de la resistencia

En la figura 3.46 se puede mostrar los residuales generados por el sistema de detección de fallas.

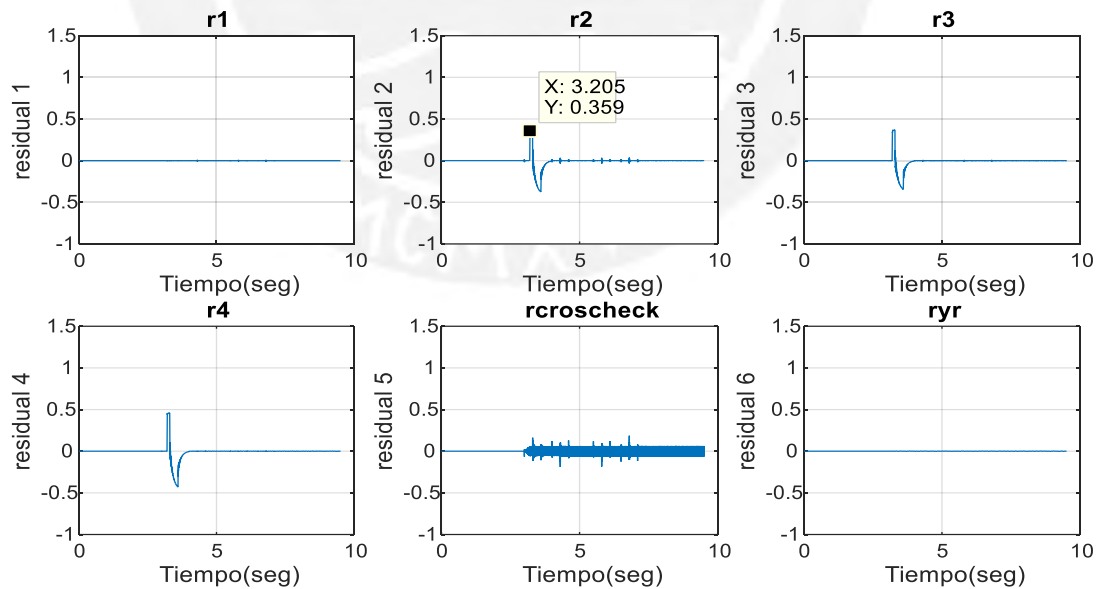


Figura 3.46. Respuesta de residuales con falla por variación de la resistencia

En la figura 3.47 se puede apreciar cual es el efecto de la variación del parámetro en el control del volante, se puede observar que el motor pierde eficiencia, por lo tanto, el resultado se muestra cuando el conductor siente incomodidad al maniobrar el timón.

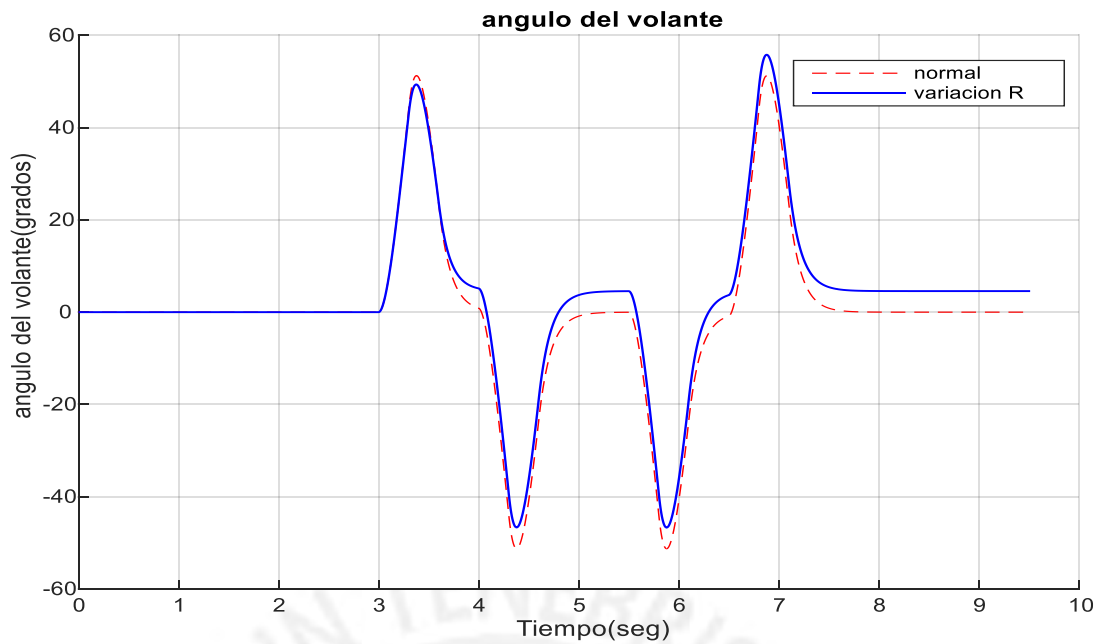


Figura 3.47. Ángulo del volante por variación de la resistencia del motor

En conclusión, se pudo validar el sistema de diagnóstico de fallas en la dirección EPS para los 11 casos de fallas, de los cuales 3 son por variaciones de parámetros, 4 por fallas simples en sensores y 4 para fallas dobles de sensores. Se verifica el correcto funcionamiento del sistema de diagnóstico diseñado.

En la tabla 3.7 se muestran los distintos tipos de fallas diagnosticadas, considerando el ruido y las perturbaciones en el sistema. Se verificó mediante un dataset de validación, donde se puede observar todos los casos que pueden ser diagnosticados como fallas. Cabe aclarar que el sistema fue entrenado para reconocer un rango de variación de fallas, esto podría mejorarse aumentando el dataset de entrenamiento, lo cual se propone para futuros trabajos.

Tabla 3.7. Lista de Fallas Diagnosticadas

Elemento	Tipo de Falla	Rango	Diagnóstico
Resistencia	aumenta su valor	Mayor al 15%	SI
	disminuye su valor	Mayor al 20%	SI
Fricción Viscosa	aumenta su valor	Mayor al 5%	SI
	disminuye su valor	Mayor al 5%	SI
Constante Motor	aumenta su valor	Mayor al 5%	SI
	disminuye su valor	Mayor al 5%	SI
Sensor Corriente	Bias Positivo/Negativo	Mayor al 1%	SI
	Desconexión		SI
Sensor Velocidad	Bias Positivo/Negativo	Mayor al 1%	SI
	Desconexión		SI

Sensor Torque	Bias Positivo/Negativo	Mayor al 1%	SI
	Desconexión		SI
Sensor Cremallera	Bias Positivo/Negativo	Mayor al 1%	SI
	Desconexión		SI
Sensor Corriente - Velocidad	Bias Positivo /Negativo Corriente	Mayor al 5x%	SI
	Bias Positivo /Negativo Velocidad	Mayor al 1x%	
Sensor Torque - Cremallera	Bias Positivo /Negativo Torque	Mayor al 2x%	SI
	Bias Positivo /Negativo Cremallera	Mayor al 1x%	
Sensor Corriente - Cremallera	Bias Positivo /Negativo Corriente	Mayor al 5x%	SI
	Bias Positivo /Negativo Cremallera	Mayor al 1x%	
Sensor Velocidad - Cremallera	Bias Positivo /Negativo Velocidad	Mayor al 1x%	SI
	Bias Positivo /Negativo Cremallera	Mayor al 1x%	

3.7. Conclusiones del Capítulo

- Se desarrolló el sistema de detección y diagnóstico de fallas en el sistema de dirección EPS, lográndose diagnosticar las fallas más frecuentes en sensores, así como también las fallas en el motor DC de asistencia.
- Se pudo verificar que la etapa de detección realizado por un modelo matemático basado en ARR, es un método que requiere poco cálculo computacional, además que permite detectar fallas en sensores y actuadores (fallas paramétricas), con lo que se verifica que es un método óptimo en comparación con los métodos propuestos en la literatura estudiada.
- La etapa de diagnóstico fue desarrollada por el método de redes neuronales, lográndose realizar pruebas con distintos números de neuronas intermedias y se obtuvo un muy buen resultado para el problema de clasificación de 12 clases con 100 neuronas intermedias y 2 capas ocultas, verificándose mediante la matriz de confusión la gran confiabilidad que presentaría en el sistema vehicular.
- El sistema de diagnóstico de fallas fue validado utilizando Simulink y Carsim, verificando que el sistema de diagnóstico de fallas funciona apropiadamente para un vehículo en un evento real de manejo.
- Fue posible diagnosticar apropiadamente la falla del sensor de torque el cual es realimentado por el lazo de control, con lo cual es posible diseñar un sistema tolerante a fallas que posibilite evitar fallas de la dirección en funcionamiento.
- Se verificó el correcto funcionamiento del sistema de diagnóstico, con lo que se propondría un diseño de implementación en un vehículo real.

4. PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS EPS

4.1. Introducción

En el presente capítulo se hará una propuesta de implementación del sistema de diagnóstico de fallas desarrollado en el capítulo anterior, con el objetivo de poder instalarlo en un vehículo real y verificar los beneficios que traería este sistema.

Iniciaremos con el desarrollo del algoritmo que se implementará en el computador, el cual será mostrado en un diagrama de flujo. Posteriormente explicaremos el procedimiento realizado para la implementación en una plataforma Arduino Mega, el cual trabaja con su propio entorno de programación IDE y es de libre descarga.

Seguidamente, se desarrolla un sistema de supervisión con la finalidad de monitorear las variables, este entorno debe ser de fácil acceso y entendible por el operador (conductor), ya que será la persona que estará en contacto dirección con este sistema, para lo cual se utilizará una interfaz HMI a través de una pantalla táctil.

4.2. Algoritmo del Sistema de Diagnóstico de Fallas

- Estructura General del Algoritmo

En la figura 4.1 se muestra el diagrama de flujo, donde es desarrollado el algoritmo para el sistema de diagnóstico para la dirección EPS.

Una explicación del algoritmo desarrollado viene dada a continuación:

- El algoritmo debe iniciar con el ingreso de los parámetros del modelo del sistema de dirección. Además, es necesario ingresar los pesos calculado en el entrenamiento de la red neuronal.
- Como segunda parte se deberá leer los datos de los sensores y la variable de control.
- Con los parámetros y los datos leídos de los sensores calculamos los 6 residuales.
- Los residuos ingresarán como un vector a la red neuronal el cual clasificará las fallas. Si la condición es “Si”, se procederá a localizar y diagnosticar la falla, caso contrario se seguirá calculando los residuales.
- El sistema reconocerá cual elemento está en falla y el instante en que se produjo, enviando una señalización a la pantalla indicando la respectiva falla.

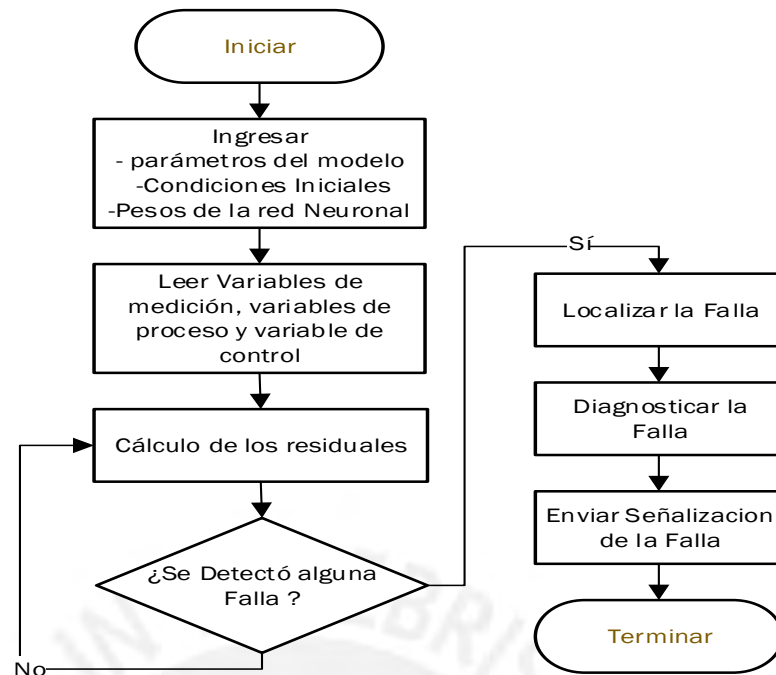


Figura 4.1. Diagrama de flujo del Sistema de Diagnóstico de Fallas

- **Estructura del Algoritmo en Código Arduino**

El algoritmo N°4 muestra el programa del sistema que se pretende implementar en código Arduino.

En [1] se declaran todas las constantes y variables que se utilizarán en el sistema de diagnóstico. [3][4][5] permiten leer los datos de los sensores, calcular las derivadas y calcular los residuales respectivamente, además en [6] se almacenan los datos anteriores. [7][8] vector de entrada de la RNA con bias. [9] a [23] se calcula la salida de la primera capa oculta de la red, [24] a [35] calcula la salida de la segunda capa oculta, [36][44] calcula la salida de la RNA, [45] muestra datos.

Algoritmo N° 4: Algoritmo en código Arduino	
[1]	<i>Declaracion de variables y constantes dt, v, v2, w, ...</i>
[2]	void loop() { <i>// -----Deteccion de Fallas -----//</i>
[3]	<i>Sensor = analogRead(portA); // Lectura de sensores</i>
[4]	<i>Sensor_p = (Sensor - Sensor_ant)/dt; // Calculo de derivadas</i>
[5]	<i>Calculo de residuales r1, r2, r3, r4, rcross_check, ryr</i>
[6]	<i>Sensor_ant = Sensor; // Almacena el dato anterior</i> <i>// ----- Diagnostico de Fallas -----//</i>
[7]	<i>input[6][0] = [r1, r2, r3, r4, rcross_check, ryr]; //Input RNA</i>
[8]	<i>datainput[7][0] = [input 1]// Suma Bias a entrada</i>
[9]	<i>for(int i = 0; i < 7; i++){ // Transpuesta</i>
[10]	<i>datainput[i][0] = datainput[0][i]; // x = x'</i>
[11]	<i>};</i>
[12]	<i>for(int i = 0; i < 35; i++){ // Multiplicacion entrada con peso v1</i>
[13]	<i>for(int j = 0; j < 1; j++){</i>

```

[14]    sum1 = 0;
[15]    for(int k = 0; k < 7; k++){
[16]        sum1 += vT[i][k] * datainput[k][j];
[17]    };
[18]    M[i][j] = sum1;
[19]    };
[20]    }; // m = v' * x [35x1]
[21]    for(int i = 0; i < 35; i++){ // Sigmoida Tipo 2
[22]        N[i][0] = 2/(1 + exp(-M[i][0]/a[i][0])) - 1;
[23]    }; // n = 2/(1 + exp(-(m - c)/a)) - 1]
[24]    for(int i = 0; i < 35; i++){ // Multiplicacion por peso v2
[25]        for(int j = 0; j < 1; j++){
[26]            sum2 = 0;
[27]            for(int k = 0; k < 35; k++){
[28]                sum2 += v2T[i][k] * N[k][j];
[29]            };
[30]            p1[i][j] = sum2;
[31]        };
[32]    }; // p1 = v2' * n [500x1]
[33]    for(int i = 0; i < 500; i++){ // Sigmoida Tipo 2
[34]        q[i][0] = 2/(1 + exp(-p1[i][0]/a[i][0])) - 1;
[35]    }; // q = 2/(1 + exp(-(p1 - c)/a)) - 1]
[36]    for(int i = 0; i < 12; i++){ // Calcula la salida y = w' * q
[37]        for(int j = 0; j < 1; j++){
[38]            sum3 = 0;
[39]            for(int k = 0; k < 500; k++){
[40]                sum3 += w[i][k] * q[k][j]
[41]            };
[42]            y[i][j] = sum3;
[43]        };
[44]    }; // y = w' * q
[45]    Imprimir en Pantalla el Tipo de Falla
[46]    delay(1);
[47]    };

```

4.3. Hardware e Instrumentos del Sistema de Diagnóstico de Fallas

- **Instrumentación**

- **Sensores**

Los sensores que se utilizarán para el sistema de diagnóstico se encuentran incorporados en el vehículo, conectados a través de la red CAN. Para el trabajo se propone enlazar la plataforma Arduino a la red CAN a fin de poder leer los datos de los sensores, los cuales contienen la información para el sistema de diagnóstico.

En la figura 4.2 se muestran los distintos tipos de sensores que se utilizarán como entradas del Sistema de Diagnóstico de Fallas, los cuales son: el sensor de ángulo de dirección, sensor de torque, sensor de posición, sensor de corriente y el sensor de velocidad angular.



SENSOR DE ÁNGULO DE DIRECCIÓN ABSOLUTO



SENSOR DE TORQUE DE DIRECCIÓN



SENSOR DE POSICION LINEAL HALL



SENSOR DE CORRIENTE CONTINUA



SENSOR DE VELOCIDAD ANGULAR

Figura 4.2. Sensor para el Sistema de Diagnóstico de Fallas

- **Controlador – Arduino Mega**

Arduino Mega es una placa de desarrollo basado en Atmega2560. Cuenta con 54 pines digitales de entrada y salida, 16 entradas analógicas, 4 puertos serial UART, además trabaja con un oscilador de 16 MHz (Figura 4.3).



Figura 4.3. Arduino Mega

Dado la cantidad de entradas que utilizaremos en el desarrollo del sistema de diagnóstico, fue muy aconsejable utilizar este modelo, además que las dimensiones del vehículo permiten su fácil implementación.

- **Pantalla Interfaz HMI**

El sistema de supervisión permite la interacción del operador con el sistema, con el objetivo de poder monitorear los distintos eventos que se produciendo en el proceso, por lo cual el desarrollo de una interfaz HMI es de suma importancia. En este trabajo se utilizará una pantalla táctil TFT 320QVT de 3.2 pulgadas (Figura 4.4).



Figura 4.4. Pantalla táctil TFT 320QVT

4.4. Software del Sistema de Diagnóstico de Fallas

- **Entorno de Desarrollo Integrado para Arduino**

El IDE para Arduino es libre y permite el desarrollo de programación de las distintas gamas de plataforma Arduino que aparecen en el mercado.

Arduino trabaja con su propio lenguaje de programación muy similar al lenguaje C. En la figura 4.5 se puede observar el entorno de desarrollo para Arduino que se desarrolló para el sistema de diagnóstico.

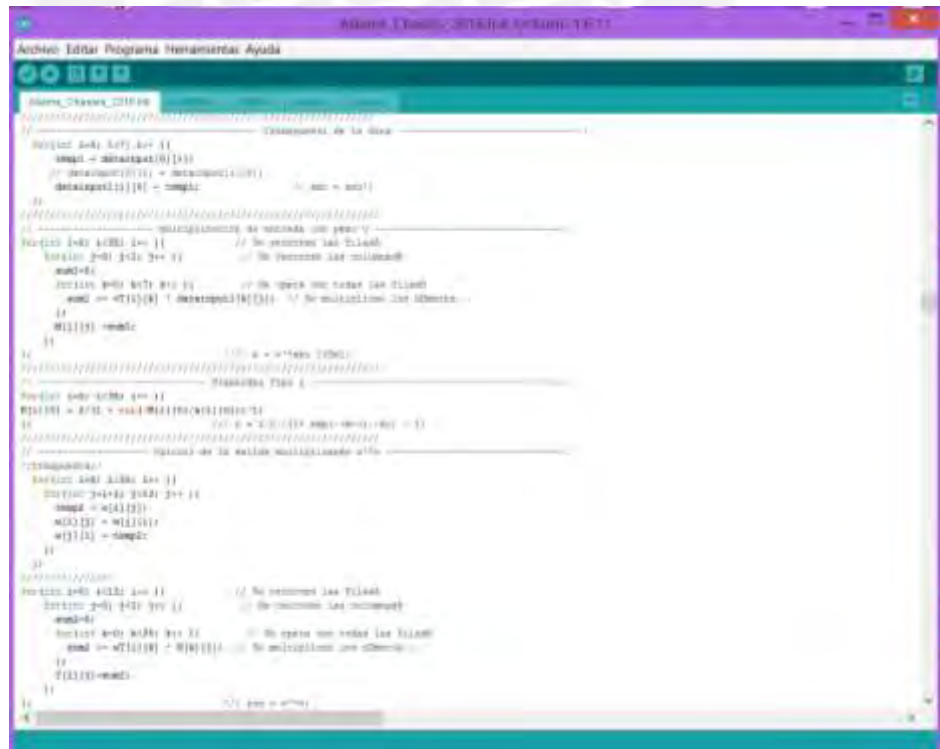


Figura 4.5. Arduino IDE

4.5. Desarrollo para la Implementación del Sistema de Diagnóstico

- **Protocolo CAN en Vehículos**

La gran cantidad de lazos de control del sistema vehicular está conectada mediante una gran red de comunicación CAN bus.

Controller Area Network (CAN) fue desarrollado por Bosch en 1984. Es un sistema de bus serial de alta integridad con el objetivo de comunicar dispositivos.

En la figura 4.6 se puede observar la forma de comunicación digital de la red CAN en un vehículo, esta red trabaja con 4 hilos (2 de alimentación y 2 hilos de datos). Los distintos controladores, ECUs del automóvil están comunicados mediante la red, como un ejemplo tenemos la ECU del sistema de dirección y estabilidad. La incorporación de este tipo de redes en un vehículo permite reducir el conexionado físico, comunicación a altas velocidades, etc.

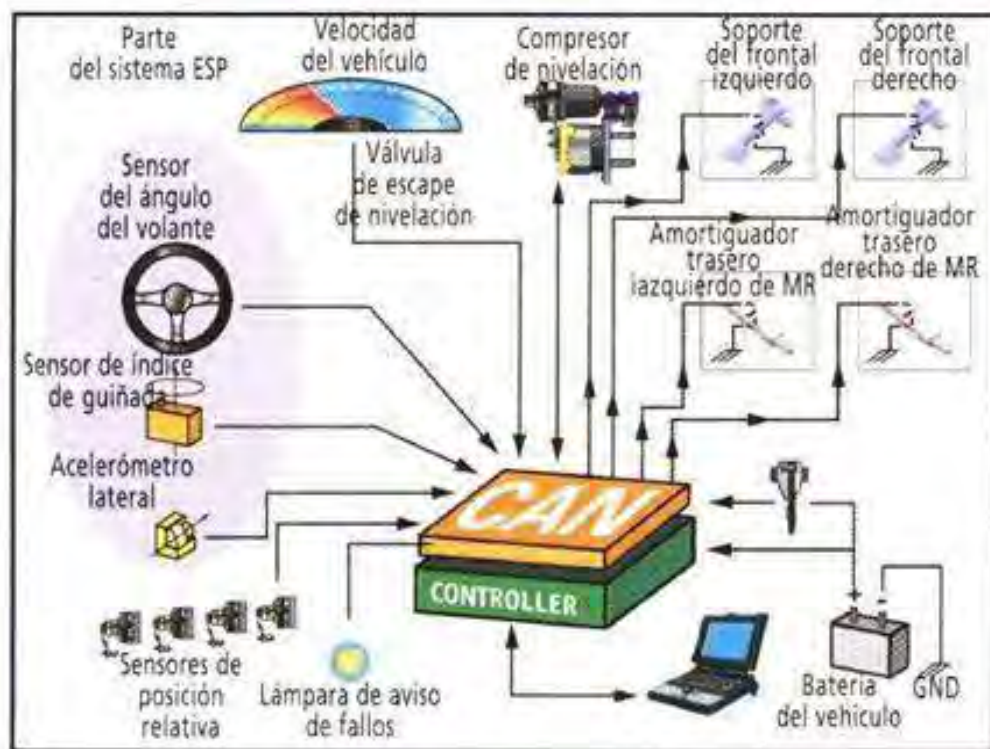


Figura 4.6. Red CAN Automotriz

- **Conexión Eléctrica de la Dirección Electromecánica EPS**

Los instrumentos del sistema de dirección (Sensores y Actuadores) están conexionados con la ECU mediante señal analógica o digital y este se comunica por la red CAN con los distintos sistemas del vehículo, como se muestra en la figura 4.7. El diagrama de flujo muestra a través de un código de colores, los distintos tipos de señales de la red CAN.

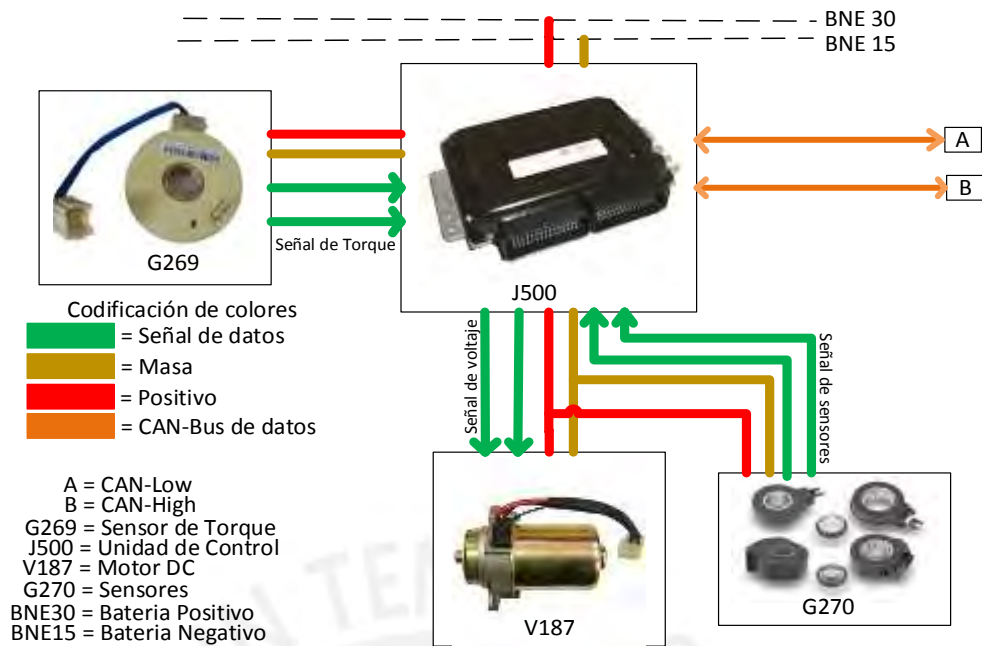


Figura 4.7. Esquema eléctrico del sistema EPS

En la figura 4.8 se muestra el esquema eléctrico de la unidad de control electrónico, la fuente fue obtenida de la empresa infineon fabricante de chips.

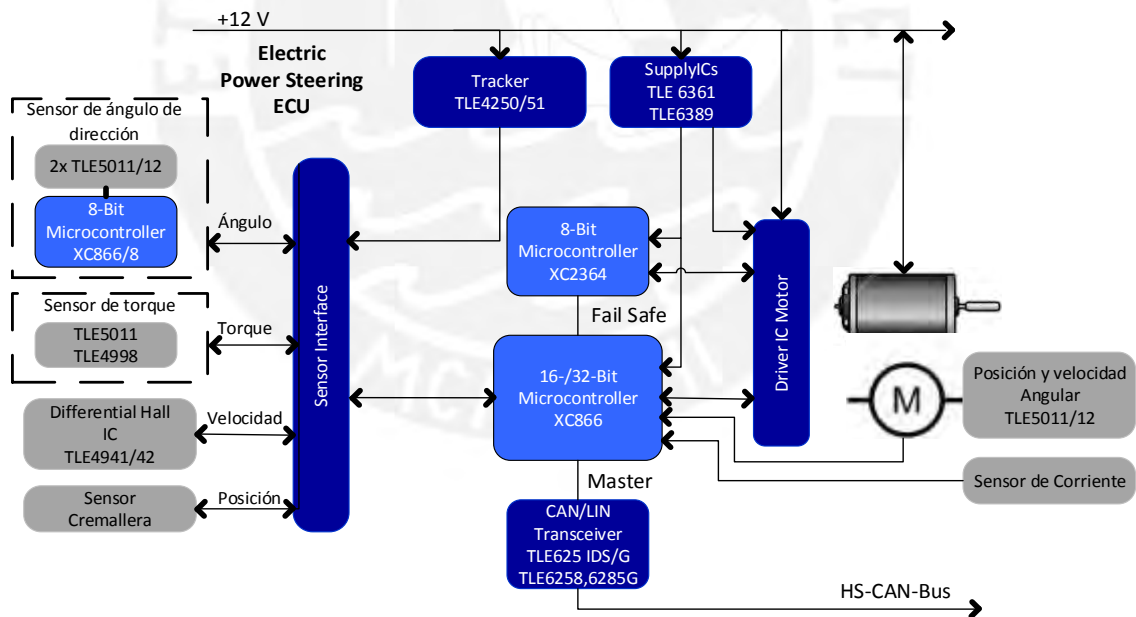


Figura 4.8. Esquema de la Unidad de Control EPS (Fuente: infineon Technologies AG)

- **Conexión del Sistema de Diagnóstico de Fallas para EPS**

En la figura 4.9 se muestra el conexionado del sistema de diagnóstico para la dirección EPS. Se puede observar que las señales de entrada del sistema de diagnóstico (Color Verde), son los datos de medición de los sensores como también la señal de control). La interfaz humano maquina se da a través de una pantalla táctil, el cual muestra las

distintas sintomatologías de las fallas diagnosticadas. El operador (Conductor) mediante esta interfaz HMI, podrá monitorear cualquier evento de falla del sistema de dirección EPS.

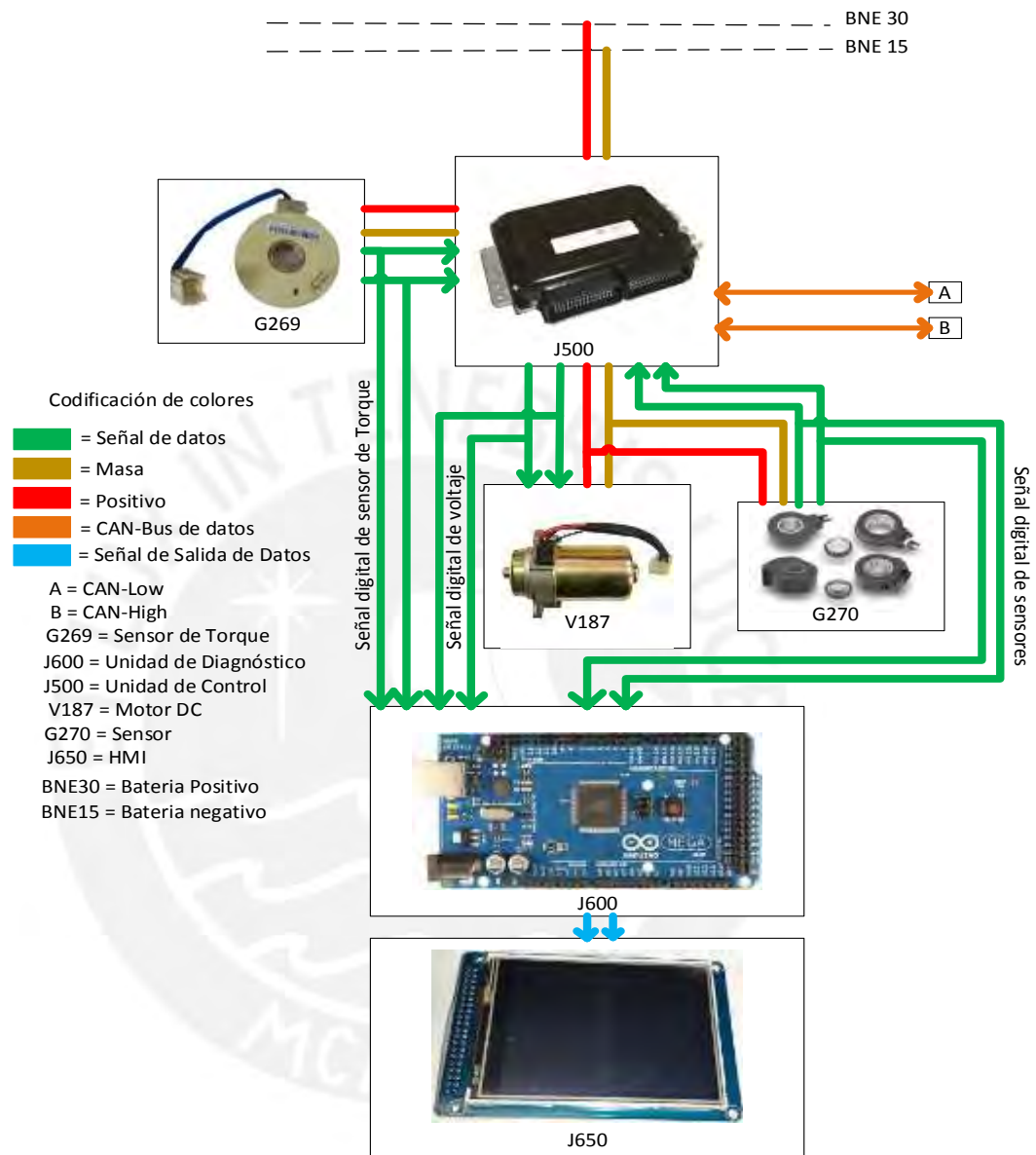


Figura 4.9. Esquema eléctrico del Sistema de Diagnóstico en el EPS

- **Sistema de Supervisión (Human Machine Interface)**

Para el diseño del prototipo del sistema de diagnóstico se desarrolló una interfaz amigable que permita dar información al conductor de las posibles fallas del sistema de dirección, así como indicar alarmas que indiquen que tipo de anomalías se presentan en el sistema.

En la figura 4.10 se muestran las ventanas de la interfaz, donde el usuario podrá tener acceso exclusivo para monitoreo, este sistema también podrá informar al usuario mediante alarmas que indican la falla del elemento.



Figura 4.10. Ventanas de la Interfaz HMI

4.6. Pruebas de Funcionamiento

Las pruebas de funcionamiento se realizaron induciendo una falla, con la finalidad de poder comprobar el correcto funcionamiento del sistema. Para lo cual en las siguientes gráficas se puede observar las pruebas del test con los resultados para cada falla.

En la figura 4.11 se muestra el sistema implementado en Arduino con pantalla Touch conectado con Simulink, a través de una tarjeta de adquisición de datos NI que simula la señal de los sensores



Figura 4.11. Implementación en Matlab – Arduino

El usuario podrá estar informado a través de las alarmas intermitentes, que indicará el tipo de falla presente en el sistema, como se muestran en la figura 4.12.



Figura 4.12. Test del sistema de diagnóstico de fallas en el EPS

4.7. Sistema de Diagnóstico Aplicado a un Vehículo Real

- Como la tecnología automotora ha llegado a nuestro país:

Es evidente que el mayor porcentaje de vehículos en el Perú no cuentan con un sistema de diagnóstico EPS, según información obtenida.

- Como es que estos problemas se producen:

Cuando el conductor esta al volante, el sistema EPS facilita la maniobra del volante, pero cuando el EPS falla, el sistema completo se desactiva inmediatamente y manda una señal luminosa en el panel por falla, el conductor lo que hace es detener el vehículo y apagar el motor y volver a prenderlo.

- Cuáles son los beneficios que este sistema ofrece:

El desarrollo de este sistema se realizó considerándose, reducción del cálculo computacional, reducción de costo de implementación y robustez.

- Como este sistema se podría instalar en un vehículo:

Para su implementación sería necesario realizar el cableado de los sensores del EPS con el módulo Arduino y la incorporación del sensor de la cremallera. La pantalla puede ser sustituida por Diodos Led RGB, que cambian de color por el tipo de fallas.

- Cuáles son los beneficios y limitaciones que presenta el sistema desarrollado:

- Beneficios y limitaciones para el reconocimiento de fallas en sensores

Falla por desconexión.- Las fallas abruptas siempre es posible reconocer. El sistema puede reconocer fallas intermitentes cuando el conductor aplique torque en el volante.

Falla por bias.- Esta falla se puede dar de forma incipiente. El sistema puede reconocer prematuramente la falla, evitando problemas más graves del sensor posteriormente.

- Beneficios y limitaciones para el reconocimiento de fallas del Motor DC

Perdida de la eficiencia.- Es un tipo de falla incipiente. El sistema puede reconocer prematuramente la falla, la eficiencia solo se puede medir a través de la variación de la constante del motor y solo es posible detectar falla simple de parámetro.

Otros problemas del motor.- Los problemas térmicos como cambios de temperatura, como también los problemas eléctricos pueden ser diagnóstico a través de la variación de la resistencia de la bobina y la fricción viscosa. Estas fallas son incipientes, por lo cual se puede informar al conductor preventivamente. Solo detecta fallas simples.

Las fallas por variaciones de parámetros pueden ser reconocidos por el sistema solo cuando el conductor aplica un torque mayor a 2Nm.

4.8. Conclusiones del Capítulo

- Se desarrolló una propuesta de implementación del sistema de diagnóstico de fallas para el EPS, a través un conexionado por señales analógicas para la transmisión de datos entre el modulo del sistema de diagnóstico y el sistema de dirección EPS.
- Se implementó el sistema de detección de fallas piloto en Arduino mediante la implementación de 6 residuales. Además, se verificó el diseño del sistema de diagnóstico basado en la RNA, lográndose implementar la red neuronal en Arduino. Se trabajó con un tiempo de muestreo de 0.0001 seg.
- Se realizó la comunicación entre Matlab y Arduino en tiempo real, mediante puertos analógicos utilizando una tarjeta de adquisición National Instruments. Se utilizó el rango de ± 5 Voltios para comunicar con Arduino dado que trabaja con una resolución de 10 bits.
- Posteriormente, esta se desarrollará utilizando el protocolo CAN en Arduino, dado que las unidades de control electrónicas (ECUs) están comunicados mediante esta red. Lo recomendable es que el sistema de diagnóstico pueda comunicarse con la ECU del sistema de dirección para poder desarrollar un sistema tolerante a fallas.
- Se realizaron pruebas simuladas para cada tipo de fallas con los parámetros calculados en la tesis. Para futuros trabajos se pretende la instalación del sistema en un vehículo real Hyundai Accent.

CONCLUSIONES

- Se estudiaron los tipos de fallas frecuentes que se suscitan en el sistema EPS como son: fallas de los sensores por desconexión y bias, como también fallas en el motor de asistencia por variaciones paramétricas.
- Se obtuvo el modelo matemático de un sistema de dirección EPS basado en leyes físicas, el cual se representó en espacio de estados. Este modelo describe la transmisión del torque del conductor hacia las ruedas delanteras del vehículo. Los parámetros fueron tomados de un automóvil (Carrocería SEDAN) marca Hyundai.
- Se desarrolló un emulador del sistema EPS utilizando Simulink y Carsim, con la finalidad de simular el funcionamiento del sistema EPS en un vehículo en movimiento cuando el conductor realiza una maniobra de cambio de carril. Los resultados verifican que el emulador del sistema EPS con control cumple con las respuestas deseadas para este sistema.
- Se desarrolló un sistema de detección de fallas para el EPS basado en Relaciones de Redundancia Analítica. Mediante un análisis de sensibilidad del residual fue posible estimar variaciones paramétricas del sistema, se obtuvieron 6 residuales estructurados, con los cuales se obtuvo una matriz de firma de fallas que permite aislar 11 tipos diferentes de fallas.
- Se desarrolló un sistema de diagnóstico de las fallas detectadas mediante una Red Neuronal MLP, se verificó que este sistema es robusto antes posibles perturbaciones de sistema, lográndose entrenar el modelo con un porcentaje de aciertos del 91.3% en la etapa de validación, para la clasificación de 11 clases de fallas más 1 clase de no falla.
- Se propuso una implementación del sistema utilizando una plataforma Arduino con una interfaz HMI, para este propósito se implementó un prototipo en hardware, el cual se interconectó en tiempo real con Simulink y Carsim para emular el comportamiento del vehículo. Las pruebas realizadas demostraron la eficacia del sistema propuesto.

RECOMENDACIONES

- El sistema de diagnóstico desarrollado es capaz de reconocer y clasificar el tipo de falla. Ahora sería necesario poder realizar un sistema tolerante a fallas, con la finalidad de corregir la falla y evitar la inoperatividad del sistema, esto evitará que sufra problemas, por ejemplo: que se sienta duro el volante cuando se quiera realizar algún tipo de maniobra.
- El sistema de diagnóstico que se logró desarrollar utiliza 200 neuronas ocultas, es recomendable reducir el número de parámetros aumentando el número de datos de entrenamiento y número de entradas de la red neuronal, esto requerirá mucho más trabajo para el tiempo de entrenamiento.
- El número de fallas dobles que se consideró solo fueron por sensores, es recomendable considerar las fallas dobles por parámetros, esto aumentando el número de salidas en la red, por lo que la red será más compleja y requerirá mayor tiempo de entrenamiento así como mayor cantidad de datos.
- La mayor cantidad de vehículos en el Perú no cuentan con un sistema de diagnóstico para la dirección EPS, el técnico automotriz solo puede diagnosticar la falla con un scanner. Con la implementación de este sistema podría ser posible dar al conductor una información temprana sobre las fallas que se producen en el sistema, esto podría mejorar el tiempo de vida de los instrumentos y evitar cambios innecesarios de componentes.
- La implementación de este sistema puede ser realizada para cualquier tipo de vehículo que tenga la estructura CEPAS, para lo cual es necesario considerar los parámetros del vehículo.

BIBLIOGRAFIAS

- Acevedo Valarezo, A. (2014). Diseño y Construcción de un Banco de Prueba de una Dirección Asistida Electrónicamente. *Universidad Tecnológica Equinoccial*.
- Alpaydin, E. (2010). *Introduction to Machine Learning*. London: The MIT Press.
- Bianchi, N., Dai Pré, M., & Bolognani, S. (2006). Design of a Fault-Tolerant IPM Motor for Electric Power Steering. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 55, 1102 - 1111.
- Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., & Staroswiecki, M. (2006). *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Berlin: Springer.
- Blundell, M., & Harty, D. (2004). *The Multibody Systems Approach to Vehicle Dynamics*. Oxford: Elsevier Butterworth-Heinemann.
- Bouibed, K., Aitouche, A., & Bayart, M. (2009). Nonlinear Parity Space Applied to an Electric Autonomous Vehicle. *International Conference on Mechatronics and Automation*.
- Chabaan, R. C., & Wang, L. Y. (2001). Control of electrical power assist systems: Hinf design, torque estimation and structural stability. *Society of Automotive Engineers of Japan*, 435-444.
- Chun-hua, H. (2008). Modeling and Simulation of Automotive Electric Power Steering System. *Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*.
- De Lama Morán, R. (2015). Revisión Sistemática sobre el factor humano en la seguridad vial del Perú. *Consejo Nacional de Seguridad Vial*.
- Denton, T. (2012). *Advanced Automotive Fault Diagnosis*. Oxford: Routledge Taylor & Francis Group.
- El Peruano. (2006). Clasificación Vehicular y Estandarización de Características Registrables Vehiculares. *Ministerio de Transportes y Comunicaciones*.
- Galip Ulsoy, A., Peng, H., & Çakmakçı, M. (2012). *Automotive Control Systems*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Ghimire, R., Sankavaram, C., Ghahari, A., & Pattipati, K. (2011). Integrated Model-based and Data-driven Fault Detection and Diagnosis Approach for an Automotive Electric Power Steering System. *AUTOTESTCON*.
- Gillespie, T. D. (1992). *Fundamentals of Vehicle Dynamics*. Warrendale: Society of Automotive Engineers.

- Govender, V., & Muller, S. (2016). Modelling and Position Control of an Electric Power Steering System. *International Federation of Automatic Control*, 49, 312-318.
- Guobiao, S., Songhui, Z., & Jun, M. (2012). Simulation Analysis for Electric Power Steering Control System Based On Permanent Magnetism Synchronization Motor. *International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology*, 1778-1783.
- Gusukuma Maguiña, A. (2007). El Mercado Automotriz en el Perú. *Universidad de San Martín de Porres*.
- Hasan, M. S., & Anwar, S. (2008). Sliding Mode Observer Based Predictive Fault Diagnosis of a Steer-By-Wire System. *The International Federation of Automatic Control*, 41, 8534-8539.
- Ho, L. M. (2012). Application of Adaptive Thresholds in Robust Fault Detection of an Electro-Mechanical Single-Wheel Steering Actuator. *IFAC Symposium on Fault Detection*, 45, 259-264.
- Isserman, R. (2005). *Fault-Diagnosis Systems An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Dramstadt.
- Jang, B. C. (1996). A Mathematical Model of a Power Steering System for Implementation in a Driving Simulator. *Graduate School of The Ohio State University*.
- Knowles, D. (2007). *Automotive Suspension & Steering Systems*. DELMAR CENGAGE Learning.
- Lakkad, S. (2004). Modeling and Simulation of Steering Systems for Autonomous Vehicles. *Florida State University*.
- Lee, H. (2011). Analysis of model-based sensor fault diagnosis with application to a motor-driven power steering system. *Institution of Mechanical Engineers*, 10, 1317-1333.
- Li, X., Zhao, X. P., & Chen, J. (2009). Controller Design for Electric Power Steering System Using T-S Fuzzy Model Approach. *International Journal of Automation and Computing*, 192-203.
- Maronf, A., Sentouh, C., Djemai, M., & Pudlo, P. (2011). Control of an Electric Power Assisted Steering System Using Reference Model. *IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*.

- Matich, D. (2001). *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Universidad Tecnológica Nacional-Facultad Regional Rosario.
- Mihaich, F. (2014). Aplicación de redes neuronales en la clasificación de imágenes. *Universidad Nacional de Córdoba*.
- Mohamed, E. S., & Albatlan, S. A. (2014). Modeling and Experimental Design Approach for Integration of Conventional Power Steering and a Steer-By-Wire System Based on Active Steering Angle Control. *American Journal of Vehicle Design*, 32-42.
- Mok, H. T., & Chan, C. W. (2008). Neurofuzzy Modelling and Pattern Matching for Online Fault Detection and Isolation of Nonlinear DC Motors. *The International Federation of Automatic Control - Korea*.
- Nielsen, L., & Kiencke, U. (2005). *Automotive Control Systems for engine, driveline, and vehicle*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Ogata, K. (2002). *Modern Control Engineering*. Minnesota: Pearson Education International.
- Ou, G., & Murphey, Y. L. (2004). Multi-class pattern classification using neural networks. *International Conference on Pattern Recognition*.
- Pang, D. Y., Jang, B. C., & Lee, S. C. (2005). Steering Wheel Torque Control of Electric Power Steering by PD-Control. *International Conference on Control, Automation and Systems*.
- Pisu, P., Serrani, A., You, S., & Jajic, L. (2006). Adaptive Threshold Based Diagnostics for Steer-By-Wire Systems. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 428-435.
- Rajamani, R. (2006). *Vehicle Dynamics and Control*. Springer.
- Reichhartinger, M., Spurgeon, S. K., & Weyrer, M. (2016). Design of an Unknown Input Observer to Enhance Driver Experience of Electric Power Steering Systems. *European Control Conference*.
- Reimpell, J., Stoll, H., & Betzler, J. (2001). *The Automotive Chassis: Engineering Principles*. Butterworth-Heinemann.
- Rizzoni, G. (2009). *Fundamentals of Electrical Engineering*. Ohio: McGraw-Hill Higher Education.
- Shi, P., GAO, S., Miao, L., & Wang, H. (2009). Optimal controller Design for Electric Power Steering System Based on LQG. *Natural Science Fund of Shandong Province*.

- Velasco , E., Oliva, M., & Sanchez, M. (s.f.). Vehiculos : El sistema de direccion. *Escuela Politecnica Superior De Elche*.
- Wu, F., Kong, F., & Yao, J. (2012). Intelligent Fault Diagnosis of Steer-By-Wire Automobile. *Journal of Computers*, 1204-1211.
- Ying, Y., Ting, L., Tao, S., & Dongbo, M. (2009). Control Strategy Research and Simulation Analysis of Electric Power Steering System for Automobile. *Global Congress on Intelligent Systems*.
- Zafeiropoulos, S., & Tsiotras, P. (2014). Design of a Lane-Tracking Driver Steering Assist System and Its Interaction with a Two-Point Visual Driver Model. *American Control Conference*.
- Zhang, X., & Pisu, P. (2014). Sliding Mode Observer and State-Machine-Based Fault Diagnosis with Application in a Vehicle Chassis Steering System. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 136, 041026.1-041026.

