

Desarrollo de un Sistema de Diagnóstico de Fallas en la Dirección Asistida Eléctrica de Automóviles^{*}

L. Arias^{*} G. Perez^{**} J. Sotomayor^{***}

^{*} Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú
(a20156438@pucp.edu.pe).

^{**} Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú
(gustavo.perez@pucp.pe)

^{***} Pontificia Universidad Católica del Perú, Lima, Perú
(jsotom@pucp.edu.pe)

Resumen: El sistema de dirección asistida (EPS) es un componente automotriz de mucha importancia en la seguridad del conductor. Los avances tecnológicos en el sistema EPS pueden traer consigo el incremento de posibles fallas sobre algún elemento del sistema de dirección. En este paper se propone el desarrollo de un sistema de detección y diagnóstico de fallas que permita dar al usuario una información preventiva de las posibles fallas que se presenten en el sistema. Primeramente se presenta el modelo matemático de sistema EPS basado en las ecuaciones de la segunda ley de Newton para la transmisión del Torque aplicado en el volante. Seguidamente se presenta el sistema detección y aislamiento de fallas (FDI) basado en el método de ecuaciones de paridad, cuyo resultado esta dado por un patrón de 6 residuos. La segunda etapa es el sistema diagnostico basado en Redes Neuronales, el cual se encarga de procesar los datos del patrón de residuales del sistema FDI, obteniéndose como resultado la clasificación por cada tipo de falla. Los resultados son simulados utilizando Simulink y Carsim, se realizaron pruebas considerando las perturbaciones del vehículo y del ambiente, verificándose las robustez del sistema de detección y diagnóstico para reconocer adecuadamente cada tipo de falla.

Keywords: Electric Power Steering(EPS), Sensor de torque, Doble cambio de carril, Relación de Redundancia Analítica (RRA), Red Neuronal Perceptrón Multicapa(MPL).

1. INTRODUCCIÓN

Los automóviles hoy en día están equipados con sistema de dirección asistida eléctrico (EPS) o hidráulico (HPS). El sistema HPS fue el primer sistema asistido utilizado en vehículos, el cual utiliza el motor-bomba como componente para la asistencia, a través del sistema de flujo hidráulico. Actualmente el sistema EPS abarca un mayor campo en el mercado automotor, debido a las múltiples ventajas que ofrece, tales como: reducción del consumo de combustible, menor peso, proporcionando mayor confiabilidad en comparación de los sistemas HPS.

El sistema EPS juega un rol importante en la *seguridad de conductor*, ya que si este deja de funcionar durante alguna maniobra vehicular, es muy probable que como resultado se produzca perdidas económicas y en el peor de los casos perdidas de vidas humanas. Con el objetivo de garantizar la *confiabilidad y seguridad* es esencial el desarrollo de un sistema que permita diagnosticar preventivamente las fallas en el sistema EPS. En este paper se desarrolla un sistema FDD, el cual estará basado en 2 etapas: la etapa detección y el diagnóstico.

La etapa de detección de fallas para el sistema EPS fue estudiado por: (Ghimire et al., 2011), (Hasan and Anwar, 2008), (Lee, 2011) y Mok and Chan (2008). En estas investigaciones la etapa de detección es modelado principalmente basándose en observadores, el cual solamente permite detectar fallas en sensores, además para poder aislar las fallas es necesario generar un banco de observadores generando mayor cantidad de cálculos. Con el propósito de desarrollar un sistema que permita reducir el cálculo computacional, que sea capaz de detectar fallas por variaciones de parámetros, se consideró el método de Relaciones de Redundancia Analítica, específicamente la ecuaciones de paridad.

La etapa de diagnóstico fue estudiado principalmente basándose en métodos de inteligencia artificial: (Wu et al., 2012) y (Ho, 2012). Al ser un modelo basado en aprendizaje se obtuvieron muy buenos resultados para el diagnóstico de fallas cuando el sistema esta expuesto a perturbaciones y ruido. Sobre los distintos métodos de IA para clasificación, utilizando la Red Neuronal se obtiene un sistema mas robusto y que permite clasificar con un mayor exactitud para la validación de los datos, cuando el sistema esta expuesto a diversos eventos, tales como: falla por sensores, parámetros de motor y fallas dobles de sensores.

^{*} El desarrollo de la presente investigación fue apoyado por la escuela de posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú

El desarrollo de sistema inicia en la sesión (2) con el estudio de modelo matemático del sistema de dirección, en la sesión (3) se desarrolla el sistema de diagnóstico¹ basado en 2 etapas. Finalmente la sesión (4) se muestran los resultados obtenidos con el modelo desarrollado.

2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA EPS

El sistema de dirección permite dirigir el vehículo cuando el conductor genera un desplazamiento angular sobre el volante. Por lo tanto el mecanismo de transmisión del par-torque del conductor desde el volante hasta las ruedas esta dado por 4 grados de libertad:

1. Eje volante
2. Eje columna
3. Piñón-Cremallera
4. Ruedas

El conductor genera un torque sobre el volante el cual se transmite a la columna, seguidamente el sistema piñón cremallera convierte el desplazamiento angular en lineal, finalmente se transmite a las ruedas delanteras.

Electric Power Steering (EPS) es un sistema de dirección avanzado, donde se elimina el sistema hidráulico y en su lugar se utiliza un motor eléctrico de corriente continua para la asistencia sobre el mecanismo de dirección. Como resultado el sistema EPS proporciona: ahorro de consumo de energía del motor de combustión, mejora el confort de conductor, etc.

Existen distintos tipos de sistemas de dirección asistida, los cuales depende de la posición del acoplamiento del motor. En este paper se estudia los sistemas asistidos en la columna, dado que el motor de asistencia esta acoplado sobre el eje columna, donde el sistema EPS genera una fuerza adicional de asistencia a través del motor DC sobre la columna del sistema de dirección. En la figura. 1 se muestra el mecanismo del sistema de dirección EPS.

Para la estrategia de control se realimenta la señal del sensor de torque utilizando un control de lazo cerrado, como resultado el motor de asistencia generará un torque adicional dado por la ley de control, el cual permitirá reducir el esfuerzo de conductor.

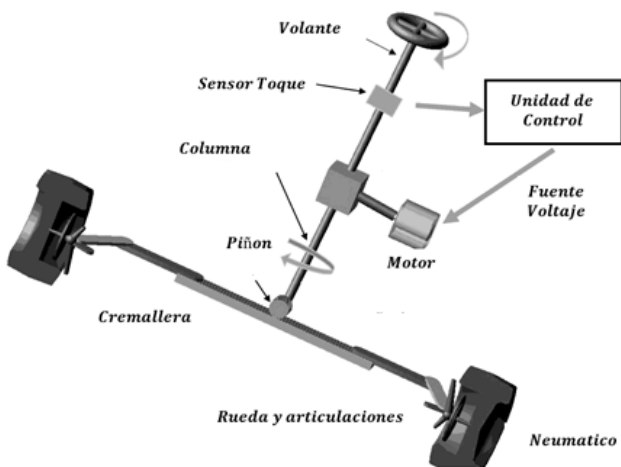


Figura 1. Diagrama mecánico del sistema de dirección EPS

¹ Modelo que permite reconocer fallas en el sistema EPS

2.1 Modelo Matemático del Sistema EPS

El modelo matemático del sistema de dirección EPS esta basado en una parte mecánica y una parte eléctrica (Hu, 2008). El modelo físico de la transmisión del torque es obtenido en base al modelo masa, resorte y amortiguador, además la trasmisión del torque es modelado basándonos en la segunda Ley de Newton mediante la dinámica rotacional y traslacional del sistema.

Modelo Mecánico. El mecanismo del sistema de dirección es modelado matemáticamente por las siguientes ecuaciones:

$$J_{sw}\ddot{\theta}_{sw} + B_{sw}(\dot{\theta}_{sw} - \dot{\theta}_{sc}) + K_{sw}(\theta_{sw} - \theta_{sc}) = T_{sw} \quad (1)$$

$$J_{sc}\ddot{\theta}_{sc} + B_{sc}(\dot{\theta}_{sc} - \dot{\theta}_{sw}) + K_{sc}(\theta_{sc} - \theta_{sw}) = T_m - T_p \quad (2)$$

$$T_p = K_{TR}(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_P}) \quad (3)$$

$$M_R\ddot{Y}_R + B_R(\dot{Y}_R) + CF_R\text{sign}(\dot{Y}_R) = \frac{\eta_F T_P}{R_P} - \frac{2\eta_B T_{KL}}{N_L} \quad (4)$$

$$J_{fw}\ddot{\theta}_{fw} + B_{fw}(\dot{\theta}_{fw}) + CF_{fw}\text{sign}(\dot{\theta}_{fw}) = T_{KL} - T_{ext} \quad (5)$$

$$T_{KL} = K_{SL}(\frac{Y_R}{N_L} - \theta_{fw}) \quad (6)$$

Las ecuaciones (1), (2),(4) y (5) modelan la transmisión del eje volante, columna, piñón-cremallera y las ruedas respectivamente.

El sistema inicia con el torque del conductor T_{sw} , el cual se trasmite a través del volante θ_{sw} hacia la columna, donde J_{sw} es la inercia del volante, B_{sw} es el amortiguamiento viscosa y K_{sw} es la rigidez. La dinámica de la columna esta dado por θ_{sc} . Seguidamente se transmite al conjunto piñón-cremallera Y_R y finalmente al posicionamiento angular de las ruedas θ_{fw} .

Modelo de Motor DC. El elemento de asistencia es un motor de corriente continua con imán permanente, matemáticamente esta expresado mediante su modelo eléctrico y mecánico, como se muestran en las ecuaciones (7), (8) y (9).

$$u = iR + L\frac{di}{dt} + K_b\omega_m \quad (7)$$

$$T_m = J_m\dot{\omega}_m + B_m\omega_m + M_L \quad (8)$$

$$T_m = K_t i_a \quad (9)$$

2.2 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). De la figura. 1, la expresión en espacio de estados del sistema de dirección esta dado por (10) y (11).

$$\dot{x} = Ax + Bu + Fd_m + F_1d_f + F_2d_M \quad (10)$$

$$y = Cx \quad (11)$$

donde:

d_m = Entradas de excitación del sistema.

d_M = Carga del motor.

d_f = Fricción de coulomb.

2.3 Controlador EPS

Distintas investigaciones fueron desarrolladas para mejorar la robustez del sistema de control del EPS. En [(Chabbaan and Wang, 2001)], control robusto H_∞ cuyo objetivo es mejorar el rendimiento y robustez de sistema EPS. En [(Guobiao and Zhao, 2012)], control del sistema EPS basado en un motor PMSM. En [(Li et al., 2009)], control difuso que permite reducir activamente las ondulaciones de presión. En [Govender and Müller (2016)], control LQI de la posición de un sistema de dirección asistida. En [(Shi et al., 2009)], controlador óptimo LQG que ofrece mayor robustez al sistema ante el ruido generado en los sensores. En [(Marouf et al., 2011)], control basado en modelo de referencia y observador modo deslizante es presentado. Un sistema de control PD es estudiado en [(Pang et al., 2005)]. Se plantearon observadores de entrada desconocida [(Reichhartinger et al., 2016)], con el fin de mejorar la sensación experimentada por el conductor. [(Ying et al., 2009)].

Control PD. EPS es un sistema con error, así que el controlador no debería incluir parte integral con el fin de mantener el error estático del sistema. El par de asistencia del motor es obtenido por la realimentación del ángulo diferencial del sensor de torque, así que para incrementar la potencia del par de asistencia se utiliza la parte proporcional, sin embargo, el coeficiente de amortiguamiento se reduce y el conductor llega a sentir claramente el impacto causado por las perturbaciones. Para evitar los excesivos impactos en el volante es necesario utilizar la parte diferencial para filtrar las altas frecuencias con el objetivo de evitar las oscilaciones sobre el sistema de dirección.

La expresión del controlador PD para el sistema EPS esta dado por (12).

$$u = K_p(\theta_{sp} - \theta_{sc}) - K_d\dot{\theta}_{sc} \quad (12)$$

Donde θ_{sp} es el ángulo deseado de la columna.

Para la sintonización del controlador es necesario considerar la señal perturbadora generada en las ruedas por distintos factores tales como: las condiciones de la carretera, el autoalineamiento, etc.

2.4 Dinámica del Vehículo

El estudio de la dinámica del vehículo esta basado en el movimiento espacial y el desplazamiento del móvil a una cierta velocidad. La orientación y posición espacial del vehículo está dado por el control de múltiples variables (figura. 2).

Algunos autores estiman la perturbación sobre las ruedas mediante ecuaciones geométricas, basado en la dinámica del vehículo como (Lee, 2011), tomando como referencia libros como: (Gillespie, 1997), Blundell and Harty (2004) y (Rajamani, 2011).

Utilizando las ecuaciones geométricas del vehículo en la dinámica lateral y longitudinal, obtenemos que la aceleración lateral del vehículo está dada por (13):

$$a_y = \dot{v}_y + V_x\gamma \quad (13)$$

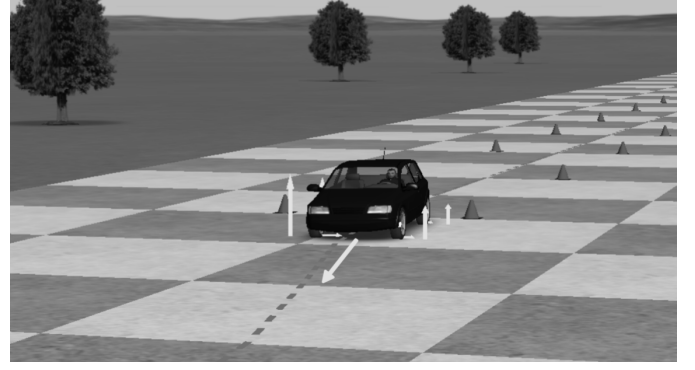


Figura 2. Dinámica del vehículo cuando el conductor realiza una maniobra sobre el volante

Entonces la fuerza lateral sobre las ruedas es calculado por (14):

$$F_{yf} = \frac{(ma_y I_r + I_s \dot{\gamma})}{(I_f + I_r)} \quad (14)$$

La fuerza debido a la dinámica longitudinal esta dado por (15):

$$F_{xf} = C_{\sigma f} \sigma_x, \sigma_x = \frac{r_{eff} \omega_w - V_x}{\max(V_x, r_{eff} \omega_w)} \quad (15)$$

Donde $C_{\sigma f}$ es la fuerza de rigidez del vehículo durante el desplazamiento, σ_x es la relación efectiva de la velocidad de las ruedas y la velocidad del vehículo.

Las fuerza resultante que se genera en las ruedas es:

$$F_R = F_{xf} \sin \theta_{fw} + F_{yf} \cos \theta_{fw} \quad (16)$$

Considerando el estudio del sistema EPS para un vehículo liviano de 1270 kg, los parámetros vienen dado por el cuadro 1.

3. SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE FALLAS

El diseño del sistemas de diagnóstico de fallas en la dirección EPS a sido estudiado en una reducida cantidad de investigación como se mencionó en la introducción. Sin embargo es necesario el desarrollar un sistema robusto y con reducido costo computacional. Por tal motivo se propone el diseño de un sistema basado en RRA, el cual permita reconocer fallas en sensores y variaciones paramétricas, además que la etapa de diagnóstico basado en una Red Neuronal permitirá dar mayor robustez al sistema frente a las perturbaciones (Blanke et al., 2006).

3.1 Fallas

Entre las fallas mas comunes y frecuente que se presentan en los vehículos con sistema EPS tenemos: Las fallas en los sensores y el motor DC, que debido a factores como, las malas condiciones del ambiente vehicular, el tiempo de tiempo de uso, falta de mantenimiento, etc., los cuales frecuentemente producen la inoperatividad del sistema de dirección.

3.2 Detección y Aislabilidad

Las ecuaciones de paridad son un método de Relaciones de Redundancia Analítica (RRA), que se basa en la

Cuadro 1. Tabla de parámetros

Símbolo	Nombre	Valor
J_{sw}	Inercia del volante	$0,034kg - m^2$
J_{sc}	Inercia de la columna	$0,034kg - m^2$
J_{fw}	Inercia de la rueda	$0,614kg - m^2$
J_m	Inercia del motor	$3,5 \times 10^{-4}kg - m^2$
M_r	Masa de la cremallera	2kg
B_{sw}	F. viscosa del volante	$0,36Nm/(rad/s)$
B_{fw}	F. viscosa de la rueda	$88,1Nm/(rad/s)$
B_{sc}	F. viscosa columna	$0,36Nm/(rad/s)$
B_R	F. viscosa cremallera	$88,1Nm/(rad/s)$
B_m	F. viscosa motor	$0,05Nm/(rad/s)$
CF_r	F. coulomb cremallera	0.04N
CF_{fw}	F. coulomb rueda	0.04N
K_{sw}	Rigidez del volante	$42057Nm/rad$
K_{sc}	Rigidez de la columna	$42057Nm/rad$
K_{TR}	Rigidez barra de torsión	$42057Nm/rad$
K_{LR}	Rigidez de ligamentos	$14878Nm/rad$
L	Inductancia	0.0001H
R	Resistencia	$0,1\Omega$
K_t	Cte. motor	$0,8706Nm/A$
K_b	F. Contra electromotriz	$0,8706V/(rad/s)$
N_1	Relación engranajes	1
R_P	Radio del piñón	0.0074m
N_L	Tasa de ligamentos	0.11816m
η_f	Eficiencia adelante	0.985
η_B	Eficiencia atrás	0.985
C_f	Rigidez frontal	$96000N/rad$
C_r	Rigidez posterior	$96000N/rad$
I_s	Inercia del vehículo	$4040kg/m^2$
I_f	Longitud frontal	2m
I_r	Longitud posterior	2.3m
m	Masa del vehículo	1270kg
K_p	Cte. Proporcional	20000
K_d	Cte. derivativa	300s

comparación de la señal medida del sistema y la de un modelo matemático, obteniendo un error o residual. Con el residual generado es posible detectar las fallas que ocurren en el sistema.

La estructura del error polinomial se muestra en la figura. 3.2, donde $r(s)$ es el vector de residuales.

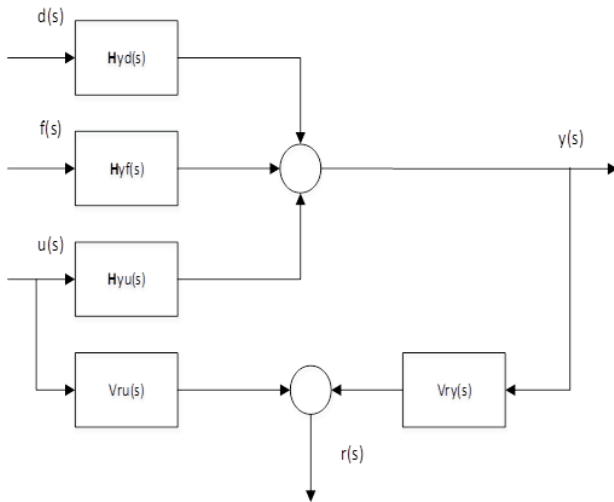


Figura 3. Diagrama de bloques del generador de residuos

Dada las ecuaciones del sistema EPS en espacio de estados por:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Exd(t) + Fxf(t) \quad (17)$$

$$y = Cx(t) + Du(t) + Eyd(t) + Fyf(t) \quad (18)$$

Mediante la estructura del error polinomial la ecuación del residual esta dado por:

$$r(s) = V_{ru}u(s) + V_{ry}y(s) \quad (19)$$

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

Condicion 1. El sistema debe ser asintóticamente estable a cero en la ausencia de fallas.

Condicion 2. El residual debe ser afectado únicamente por las fallas.

Para obtener los residuales que cumplan con ambas condiciones se utilizan los residuales estructurados.

Residuales-Motor DC. Utilizaremos residuales estructurados con las ecuaciones del motor DC dados por (7), (8) y (9).

Aplicando transformada de Laplace obtenemos:

$$0 = U(s) - RI(s) - LsI(s) - \Psi\omega(s)$$

$$0 = \Psi I(s) - sJ_{sw}\omega(s) - M_f\omega(s) - M_L(s)$$

Multiplicando por la matriz de transformación W :

$$W = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ \Psi & R + Ls \\ Js + M_f & -\Psi \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (20)$$

Obtenemos 4 residuales dados por (21), (22), (23) y (24):

$$r_1(t) = \Psi I(t) - J \frac{d\omega(t)}{dt} - M_f\omega(t) - M_L(t) \quad (21)$$

$$r_2(t) = \Psi U(t) - (\Psi^2 + RM_f)\omega(t) - (RJ + LM_f)J \frac{d\omega(t)}{dt} - LJ \frac{d\omega^2(t)}{dt^2} - RM_L(t) \quad (22)$$

$$r_3(t) = M_f U(t) - (RM_f + \Psi^2)I(t) - (M_f L + JR) \frac{dI(t)}{dt} - LJ \frac{dI^2(t)}{dt^2} + \Psi M_L(t) + J \frac{dU(t)}{dt} \quad (23)$$

$$r_4(t) = U(t) - RI(t)(L) \frac{dI(t)}{dt} - \Psi\omega(t) \quad (24)$$

Residuales-Parte Mecánica : Los residuales para el cálculo de las fallas en los sensores del sistema mecánico de dirección están dado por (25) y (26):

$$r_5(t) = J_m(M_R\omega^{(3)} + B_R\ddot{\omega} + \alpha\dot{\omega}) + B_m(M_R\ddot{\omega} + B_R\dot{\omega} + \alpha\omega) - K_{TR}(M_R\ddot{\theta}_{sc} + B_R\dot{\theta}_{sc} + \alpha\theta_{sc}) - J_{sc}(M_R\theta^{(4)} + B_R\omega^{(3)} + \alpha\ddot{\theta}_{sc}) - (M_R\ddot{T}_s + B_R\dot{T}_s + s) - \frac{B_{sc}}{K_{sc}}(M_RT_R^{(3)} + B_R\ddot{T}_s + \alpha\dot{T}_s) - \frac{K_{TR}}{R_p}F_{ext} - \frac{K_{TR}}{R_p}(\frac{-\eta_F}{R_p}K_{TR}\theta_{sc} - \frac{2\eta_B}{N_L}K_{SL}\theta_{fw}) + (M_R\ddot{M}_L + B_R\dot{M}_L + \alpha M_L) \quad (25)$$

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

$$r_6(t) = M_Y\ddot{Y}_R + B_R\dot{Y}_R - \frac{\eta_F}{R_p}K_{TR}(\theta_{sc} - \frac{Y_R}{R_p}) + 2\frac{\eta_B}{N_L}K_{SL}(\frac{Y_R}{N_L} - \theta_{fw}) + F_{ext} \quad (26)$$

Estimación Paramétrica. Una forma de poder detectar fallas en un motor es a través de la estimación de los parámetros del motor como: la resistencia, la fricción viscosa y la constante de motor. Estos valores nos permiten reconocer que tipo de fallas se esta produciendo en el motor.

Considerando la propiedad de sensibilidad de las ecuaciones de paridad, la dinámica del residual esta dado por (27):

$$r(t) = -\frac{\partial \theta^T(p)}{\partial p} \Psi(t) \Delta(p) \quad (27)$$

Entonces el cálculo recursivo de los parámetros puede obtenerse utilizando Mínimos Cuadrados Recursivo.

$$\Delta P_j(k+1) = \Delta P_j(k) + \gamma(k)[r(k+1) - \beta_j(k+1)] \quad (28)$$

$$\gamma(k) = \frac{1}{P(k)\beta_j^2(k+1) + \lambda} P(k)\beta_j(k+1) \quad (29)$$

$$P(k+1) = [1 - \gamma(k)\beta_j(k+1)] \frac{P(k)}{\lambda} \quad (30)$$

La matriz de firma de fallas viene dado por la tabla (2), donde se muestra el patrón de residuales para fallas en sensores y por variaciones paramétricas. La tabla (3) muestra el patrón de residuales para el caso de fallas dobles en sensores.

Falla en sensores y parámetros								
residuos	f_i	f_w	f_R	f_{M_f}	f_Ψ	f_{Torq}	f_{Y_r}	$f_{nofalla}$
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_5	0	± 1	0	∓ 1	0	± 1	0	0
r_6	0	0	0	0	0	0	± 1	0

Cuadro 2. Matriz de firma de fallas

Fallas múltiples de sensores				
residuos	$f_i - f_w$	$f_T - f_{Y_r}$	$f_i - f_{Y_r}$	$f_w - f_{Y_r}$
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_5	∓ 1	+1	0	∓ 1
r_6	0	+1	+1	+1

Cuadro 3. Matriz de firma de fallas múltiples

3.3 Diagnóstico

Debido a las condiciones agrestes del sistema, el vehículo esta expuesto a múltiples perturbaciones, por lo tanto el desarrollo de una etapa de diagnóstico basado en aprendizaje permitirá obtener un sistema mas robusto ante diversos eventos atípicos que se podrían presentar. Para lo cual se desarrolla una Red Neuronal basado en un problema de clasificación multiclase para las fallas.

La clasificación multiclase es el problema donde se categorizan 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 (cuadro 4).

Dado el problema de clasificación multiclase, primeramente entrenaremos a la Red Neuronal utilizando el algoritmo de retropropagación del error.

Clases de fallas
$F.Corriente$
$F.velocidad$
$F.torque$
$F.Cremallera$
$F.resistencia$
$F.friccion$
$F.Cte.motor$
$Sinfalla$
$F.Corriente - velocidad$
$F.Cremallera - torque$
$F.Corriente - cremallera$
$F.velocidad - cremallera$

Cuadro 4. clases de fallas

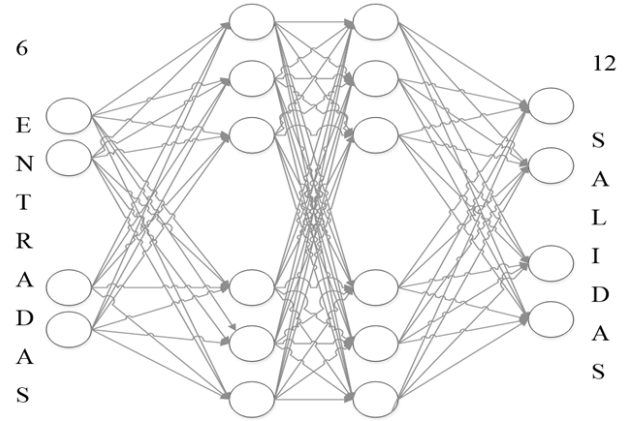


Figura 4. Grafica de la Red Neuronal Perceptron Multicapa

Entrenamiento. Dada la figura. 4, la Red Neuronal esta compuesta por una capa de entrada, donde tenemos 6 neuronas por cada uno de los residuales. El número de neuronas y capas ocultas fue obtenido mediante pruebas y error, buscando optimizar el modelo, con el menor número de parámetros y el menor error posible en la función de costo. Finalmente la capa de salida esta dada por 12 neuronal, cada una indica una anomalía del sistema EPS. Para la etapa de entrenamiento se hicieron pruebas con distintos número de capas y neuronas (tabla 5).

	1 capa ocula		2 capas ocultas	
	500 N	1000 N	100 N	500 N
tiempo	3 horas	5 horas	7 horas	1 día
Error	47.7 %	25 %	27 %	23.6 %

Cuadro 5. Entrenamiento

Validación. Una vez entrenada la red, con los pesos calculados se prosigue con la etapa de validación. Para lo cual se hicieron pruebas con datos distintos a los del entrenamiento, verificándose la exactitud con el número de datos correctamente predichos por el modelo (tabla 6).

MLP	2 capas	2 capas	1 capa	1 capa
Accuracy	91.4 %	91.3 %	89.2 %	34.9 %

Cuadro 6. validación

Los resultados del test se muestran en la matriz de confusión, dado por la figura. 5, donde la Exactitud es igual al 91.2 %

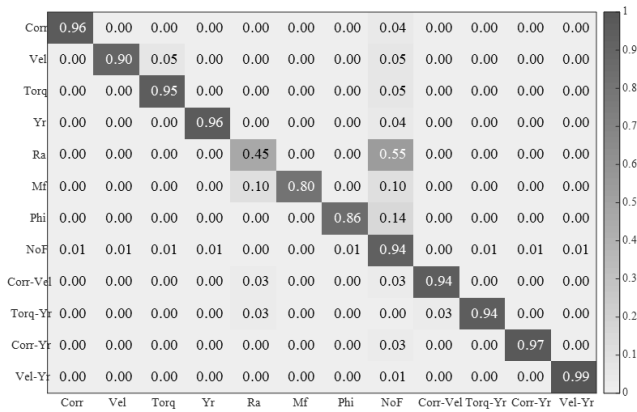


Figura 5. Matriz de confusión para la data de test del sistema de diagnóstico

4. SIMULACIONES

Los resultados se obtuvieron utilizando software como Simulink y Carsim. Para las pruebas se consideró una maniobra de doble cambio de carril, con un torque del conductor de 10Nm, la velocidad del vehículo a 80Km/h. Los parámetros del vehiculo son listados en la tabla 1.

En la figura. 6 se muestra la interfaz en Simulink. El cual esta dado por 5 bloques (conductor, sistema EPS, vehículo, detección y bloque de diagnóstico).

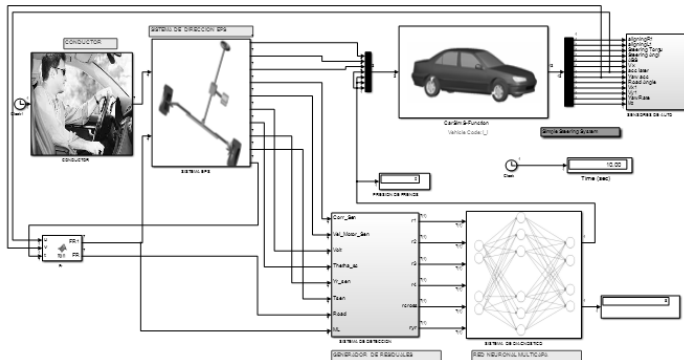


Figura 6. Pruebas de simulación del sistema de diagnostico utilizando Matlab/Simulink y Carsim

Se realizaron pruebas generando fallas por software en cada instrumento, se generó la falla a los 3.2 seg. En la figura. 7 muestra el patrón de residuales para el sensor de Corriente y en la figura. 8 para el sensor de velocidad. También se realizaron fallas por desconexión del sensor de torque figura. 9. Se muestra en la figura. 10 falla por variación del parámetro de la resistencia del motor. Podemos ver en los resultados que el tiempo de respuesta de los residuales es rápido, dado que la maniobra mas rápida que puede realizar el conductor no es menor de 0.2 seg.

Para cada caso de fallas, el sistema logró reconocer con un muy buen porcentaje de acierto, por lo cual verifica que el sistema es eficiente en el reconocimiento de 12 casos de clasificación, es posible considerar mayor numero de casos de fallas, para lo cual se requiere mejorar la red, a fin de obtener un modelo con reducido costo computación y con un muy buen porcentaje de aciertos en la validación.

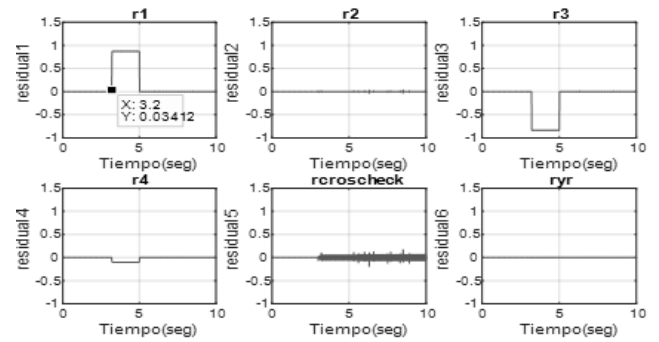


Figura 7. Patrón de residuales para la falla tipo bias en el sensor de intensidad de corriente

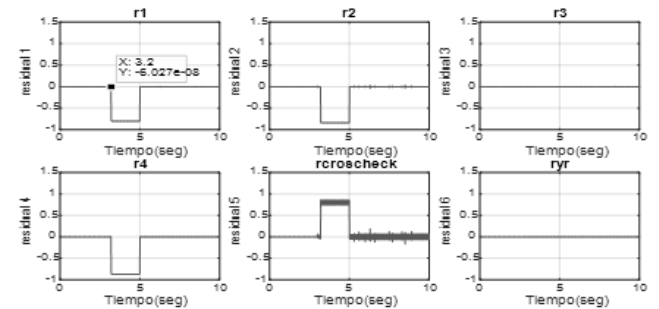


Figura 8. Patrón de residuales para la falla tipos bias en sensor de velocidad angular del motor DC

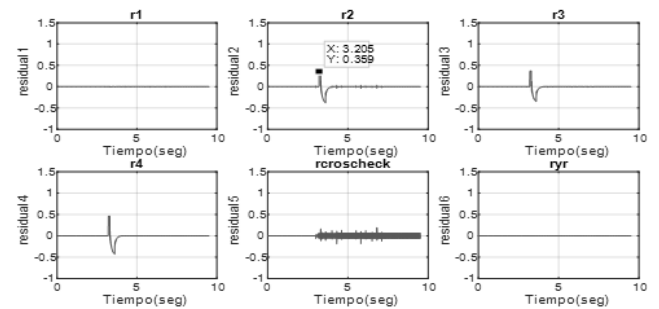


Figura 9. Patrón de residuales para la falla por desconexión en el sensor de torque

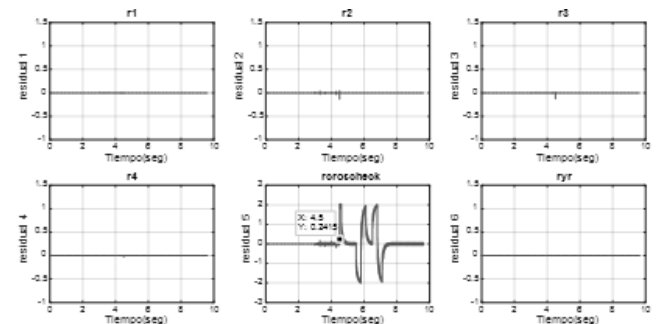


Figura 10. Patrón de residuales para la falla por variación de la resistencia del motor DC

5. IMPLEMENTACIÓN PILOTO

En la figura. 5 se muestra el sistema implementado en una plataforma Arduino, el cual tiene una pantalla táctil que permite monitorear la tendencias de las fallas en el sistema EPS.

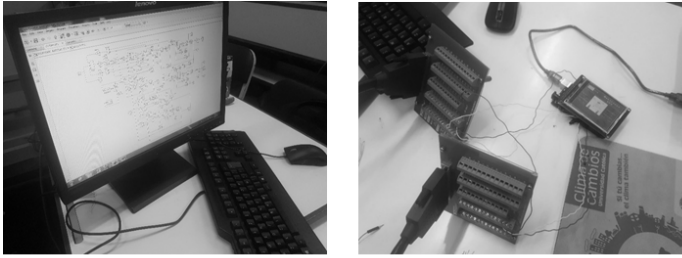


Figura 11. Prueba piloto de laboratorio del sistema de diagnóstico de fallas

Para la pruebas se generó fallas-software en Matlab/Simulink, verificándose en la pantalla HMI que el sistema de diagnóstico es capaz de reconocer las fallas que se generan en el vehículo.

6. CONCLUSIÓN

En este paper se obtuvo el modelo matemático de un sistema de dirección EPS basado en leyes físicas, el cual se representó en espacio de estados. Se presentó el sistema de detección basado en modelo utilizando RRA. Mediante un análisis de sensibilidad del residual fue posible estimar variaciones paramétricas. Se desarrolló un sistema de diagnóstico de las fallas detectadas mediante una Red Neuronal Perceptrón Multicapa, 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 futuros trabajos es recomendable el desarrollo de un sistema tolerante a fallas, con la finalidad de evitar por cualquier posible evento de fallas, que el sistema EPS deje de funcionar durante alguna maniobra.

RECONOCIMIENTOS

Este paper se logro desarrolla gracias al apoyo de la escuela de posgrado de la Ponticia Universidad Católica del Perú

REFERENCIAS

- Blanke, M., Kinnaert, M., Lunze, J., Staroswiecki, M., and Schröder, J. (2006). *Diagnosis and fault-tolerant control*, volume 691. Springer.
- Blundell, M. and Harty, D. (2004). *The multibody systems approach to vehicle dynamics*. Elsevier.
- Chabaan, R.C. and Wang, L.Y. (2001). Control of electrical power assist systems: H design, torque estimation and structural stability. *JSAE review*, 22(4), 435–444.
- Ghimire, R., Sankavaram, C., Ghahari, A., Pattipati, K., Ghoneim, Y., Howell, M., and Salman, M. (2011). Integrated model-based and data-driven fault detection and diagnosis approach for an automotive electric power steering system. In *AUTOTESTCON, 2011 IEEE*, 70–77. IEEE.
- Gillespie, T.D. (1997). *Vehicle dynamics*. Warren dale.
- Govender, V. and Müller, S. (2016). Modelling and position control of an electric power steering system. *IFAC-PapersOnLine*, 49(11), 312–318.
- Guobiao, S. and Zhao, S. (2012). Simulation analysis for electric power steering control system based on permanent magnetism synchronization motor. In *2nd International Conference on Electronic & Mechanical Engineering and Information Technology*.
- Hasan, M.S. and Anwar, S. (2008). Sliding mode observer based predictive fault diagnosis of a steer-by-wire system. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2), 8534–8539.
- Ho, L.M. (2012). Application of adaptive thresholds in robust fault detection of an electro-mechanical single-wheel steering actuator. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(20), 259–264.
- Hu, C.h. (2008). Modeling and simulation of automotive electric power steering system. In *Intelligent Information Technology Application, 2008. IITA'08. Second International Symposium on*, volume 3, 436–439. IEEE.
- Lee, H. (2011). Analysis of model-based sensor fault diagnosis with application to a motor-driven power steering system. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 225(10), 1317–1333.
- Li, X., Zhao, X.P., and Chen, J. (2009). Controller design for electric power steering system using ts fuzzy model approach. *International Journal of Automation and Computing*, 6(2), 198–203.
- Marouf, A., Sentouh, C., Djemai, M., and Pudlo, P. (2011). Control of an electric power assisted steering system using reference model. In *Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC), 2011 50th IEEE Conference on*, 6684–6690. IEEE.
- Mok, H. and Chan, C. (2008). Neurofuzzy modelling and pattern matching for online fault detection and isolation of nonlinear dc motors. *IFAC Proceedings Volumes*, 41(2), 4625–4630.
- Pang, D.Y., Jang, B.C., and Lee, S.C. (2005). Steering wheel torque control of electric power steering by pd-control. , 1366–1370.
- Rajamani, R. (2011). *Vehicle dynamics and control*. Springer Science & Business Media.
- Reichhartinger, M., Spurgeon, S.K., and Weyrer, M. (2016). Design of an unknown input observer to enhance driver experience of electric power steering systems. In *Control Conference (ECC), 2016 European*, 269–274. IEEE.
- Shi, P., Gao, S., Miao, L., and Wang, H. (2009). Optimal controller design for electric power steering system based on lqg. In *Information Engineering and Computer Science, 2009. ICIECS 2009. International Conference on*, 1–4. IEEE.
- Wu, F., Kong, F., and Yao, J. (2012). Intelligent fault diagnosis of steer-by-wire automobile. *Journal of Computers*, 7(5).
- Ying, Y., Ting, L., Tao, S., and Dongbo, M. (2009). Control strategy research and simulation analysis of electric power steering system for automobile. In *Intelligent Systems, 2009. GCIS'09. WRI Global Congress on*, volume 2, 228–232. IEEE.

Apéndice A. A SUMMARY OF LATIN GRAMMAR

Apéndice B. SOME LATIN VOCABULARY