

Detección y localización de fallas en sensores de la caja de transmisión de una turbina eólica

Arámbula-Jiménez D.A.* Pérez-Estrada A.J.* Osorio-Gordillo G.L.* C. M. Astorga Zaragoza* G. Madrigal Espinosa*

* CENIDET, Internado Palmira s/n, C.P. 62490 Cuernavaca, Mor., México(e-mail: {d.arambula18ee, aj.perezestrada, gloriaosorio, astorga, gmadrigal}@cenidet.edu.mx)

Resumen. El presente trabajo propone un esquema de detección y localización de fallas en sensores basado en modelo para ser aplicado a una caja de transmisión de una turbina eólica. El sistema no lineal de la caja de transmisión es representado mediante el enfoque Takagi Sugeno, el cual nos permite describir las propiedades no lineales del mismo. Se propone un banco de observadores Takagi Sugeno de tipo DOS (Esquema de observadores dedicados) con la finalidad de generar residuos que permitan detectar síntomas de fallas que pueden ocurrir en los sensores. Basado en los síntomas detectados, el operario puede tomar decisiones ante una falla significativa. La efectividad del enfoque propuesto es demostrada utilizando datos de un benchmark que describe el comportamiento de una turbina eólica de 4.8 MW.

Keywords: Turbina eólica, Takagi-Sugeno, Banco de observadores, Benchmark, Detección y localización de fallas.

1. INTRODUCCIÓN

Cada día existe una mayor demanda de energía en el planeta, esto vuelve cada vez más necesarias las investigaciones científicas en el área de energía proveniente de recursos naturales renovables, debido a su alto costo y la falta de recursos no renovables tales como los combustibles fósiles. En México a pesar de que el principal recurso para la obtención de energía es el petróleo, también se han explotado ciertas áreas como la generación de electricidad por medio de energía solar, eólica, geotérmica, hidráulica y nuclear. De todas las generaciones de energía antes mencionadas, este artículo analizará el área de la energía eólica obtenida a través de turbinas eólicas.

Resulta importante detectar las fallas en los sensores de la caja de transmisión de la turbina eólica, refiriéndonos específicamente al sensor de la velocidad angular del rotor $(\omega_r(t))$ y del generador $(\omega_g(t))$, ya que de no manejarse correctamente, influirán en la posiciones angulares de las hélices debido a que el controlador interno de la turbina modifica dichos ángulos basándose en las mediciones de estos sensores, pudiendo ocasionar severos daños internos y externos en la turbina (Odgaard et al. (2015)).

Existe una alta demanda de un monitoreo efectivo en tiempo real de las turbinas eólicas y el diagnóstico de

fallas (Ribrant and Bertling (2007)). Uno de los enfoques más comunes para detectar y localizar fallas es el basado en modelo. El modelo matemático de la turbina eólica es de naturaleza no lineal. Sin embargo, se utilizan regularmente modelos lineales invariantes en el tiempo para representar este tipo de sistemas (Shao et al. (2018)), teniendo el inconveniente de que solo representan la dinámica de la turbina en un solo punto de operación.

El modelo difuso Takagi-Sugeno (TS) propuesto por primera vez en (Takagi and Sugeno (1993)), es una opción de representación para sistemas no lineales, expresándolo como una familia de modelos locales lineales, facilitando así el diseño de esquemas de control y observación. Además de que existen métodos y algoritmos bien establecidos para sistemas lineales, que pueden ser extrapolados a sistemas TS (Lendek et al. (2011)).

El artículo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 introduce el modelo no lineal de la caja de transmisión así como su representación en espacio de estados y su simbología. La sección 3 contiene la descripción del esquema de detección y localización de fallas. En la sección 4 se realiza la validación del esquema simulando dos escenarios de fallas. Las conclusiones se presentan en la sección 5.

2. DESCRIPCIÓN DEL MODELO

En (Odgaard et al. (2015)) utilizan un modelo benchmark de la turbina eólica con varios submodelos entre ellos incluido el de la caja de transmisión como se muestra en Figura 1.



Figura 1. Submodelos turbina eólica

2.1 Modelo de la caja de transmisión

El propósito de la caja de transmisión es transferir el par del rotor al generador. Incluye una caja de engranajes que aumenta la velocidad de rotación desde el lado del rotor de baja velocidad hasta el lado del generador de alta velocidad. La caja de transmisión se puede representar de la siguiente forma de espacio de estados:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t, \lambda, \beta, v_w), y(t) = Cx(t)$$
 (1)

donde $x(t) = \begin{bmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_g(t) \\ \theta_{\Delta}(t) \end{bmatrix}$ es el vector de estados, $\omega_r(t)$ es la

velocidad angular del rotor, $\omega_g(t)$ es la velocidad angular del generador, $\theta_{\Delta}(t)$ es el ángulo de torsión de la caja de transmisión, $y(t) = \begin{bmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_g(t) \end{bmatrix}$ es el vector de salidas, $u(t, \lambda, \beta, v_w) = \begin{bmatrix} \tau_r(t, \lambda, \beta, v_w) \\ \tau_g(t) \end{bmatrix}$ es el vector de entradas,

 $\beta(t)$ es el ángulo de las hélices, $v_w(t)$ es la velocidad del

viento, $\tau_r(t)$ es el torque del rotor y $\tau_q(t)$ es el torque del generador.

Las matrices $A, B \neq C$ están expresadas por

$$A = \begin{pmatrix} \frac{-B_{dt} - B_r}{J_r} & \frac{B_{dt}}{N_g J_r} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ \frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g J_g} & -\frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g^2 J_g} - \frac{B_g}{J_g} & \frac{\eta_{dt} K_{dt}}{N_g J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 \end{pmatrix},$$

$$B = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} & 0\\ 0 & -\frac{1}{J_g}\\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

La entrada $\tau_r(t, \lambda, \beta, v_w)$ presenta un comportamiento no lineal descrito por

$$\tau_r(t,\lambda,\beta,v_w) = \frac{\rho \pi R^3 C_q(\lambda(t),\beta(t)) v_w(t)^2}{2}$$

Sustituyendo $\tau_r(t)$ en el vector de entrada, y considerando ahora $v_w(t)$ como entrada, entonces la matriz B quedaría expresada en términos no lineales dependiente de $v_w(t)$

$$B(u(t)) = \begin{pmatrix} \frac{\rho \pi R^3 Cq(\lambda, \beta) v_w}{2J_r} & 0\\ 0 & -\frac{1}{J_g}\\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
(2)

ahora el vector de entradas u(t) queda expresado por

$$u(t, vw) = \begin{pmatrix} v_w(t) \\ \tau_g(t) \end{pmatrix}$$
(3)

Suponiendo que las variables $\tau_g(t), Cq(\lambda(t), \beta(t))$ y $\lambda(t)$ siempre se encuentran disponibles.

Los símbolos utilizados y parámetros se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Símbolos

Símbolo	Significado	Valores
N_g	Relación de transmisión	95
J_r	Momento de inercia del motor	$55 x 10^{6} kg.m^{2}$
K_{dt}	Rigidez a la torsión	$2.7 \mathrm{x} 10^9 Nm/rad$
ρ	Densidad del aire	$1.225 \ { m kg/m^3}$
ζ	Relación de amortiguación	0.6
η_{dt}	Eficiencia de caja de transmisión	0.97
R	Radio de la hélice	57.5 m
B_g	Amortiguación externa del gene-	45.6 Nms/rad
	rador	
B_{dt}	Coeficiente de amortiguación del	775.49 Nms/rad
	torque	
B_r	Amortiguación externa del rotor	7.11 Nms/rad
J_g	Momento de inercia del genera-	390 kg.m^2
	dor	
C_q	Coeficiente de torque	
λ	Relación de velocidad de punta	

2.2 Formulación del modelo TS

Un sistema difuso Takagi Sugeno (TS) que representa o aproxima un sistema no lineal está conformado por mreglas difusas de la siguiente forma (Lendek et al. (2011)):

Modelo de regla *i*: Si z_1 es Z_1^i y . . . y z_p es Z_p^i entonces (4)

$$\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t),
y(t) = C x(t).$$
(4)

Las salidas finales para el sistema TS son calculadas como (5):

$$\dot{x}(t) = \sum_{\substack{i=1\\ Cx(t)}}^{m} \omega_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t)), \qquad (5)$$

Las variables programadas son elegidas como $z_j(.) \in [\overline{nl_j}, \underline{nl_j}], j = 1, 2..., p$ donde z_j son términos no lineales del sistema los cuales contienen un valor máximo $\overline{nl_j}$ y un mínimo $\underline{nl_j}$ que pueden depender de los estados, entradas u otras variables exógenas. ω_i son las funciones de pertenencia que dependen de las variables programadas z_j , donde $i = 2^j$. Entonces, para cada función z_j se tendrán dos funciones de ponderación que son construidas como (6):

$$n_0^j(.) = \frac{\overline{nl_j} - z_j(.)}{\overline{nl_j} - \underline{nl_j}}, \ n_1^j(.) = 1 - n_0^j(.), \ j = 1, 2, ..., p.$$
(6)

Se considera que ambas funciones son normalizadas como $n_0^j(.) \ge 0$, $n_1^j(.) \ge 0$ y $n_0^j(.) + n_1^j(.) = 1$ para cualquier valor z_j . Donde z_j puede ser expresado como la suma de ambos extremos $z_j = \underline{nl_j}n_0^j(z_j) + \overline{nl_j}n_1^j(z_j)$. Estos conjuntos difusos corresponden a ambas funciones de ponderación que son definidas como Z_0^j y Z_1^j .

Entonces, para representar la caja de transmisión en forma TS, se identifica la no linealidad como:

$$nl(t) = Cq(\lambda(t), \beta(t))vw(t)$$
(7)

Para el cálculo de las funciones de ponderación de acuerdo con (Lendek et al. (2011)) se considera que cada variable programada contiene dos vértices, es decir, $z_j = [min, max]$.

Este conjunto se obtiene al evaluar el sistema no lineal con el fin de conocer su región de operación compacta, en este sistema se tiene $nl(t) \in [\underline{nl}, \overline{nl}]$, donde \underline{nl} es el mínimo y \overline{nl} es el máximo rango de operación. Para este caso de estudio, $nl(t) \in [0,0048, 1,0976]$.

Se obtienen las siguientes funciones de ponderación:

$$n_0^1(z_1) = \frac{\overline{nl} - z_1(t)}{\overline{nl} - \underline{nl}} n_1^1(z_1) = 1 - n_0^1(z_1)$$
(8)

Posteriormente, para calcular la función de pertenencia de la regla i se realiza el producto de las funciones de ponderación que corresponden a los conjuntos difusos en

la regla, en este caso al haber solo una no linealidad las funciones de pertenencia son iguales a las funciones de ponderación

En la Figura 2 se muestra la interpolación de las funciones de pertenencia y el cumplimiento de la condición (10), mostrando así la intervención de cada uno de los modelos locales lineales.

$$\sum_{i=1}^{m} \omega_i(z(t)) = 1 \tag{10}$$



Figura 2. Funciones de pertenencia

Debido a que la no linealidad se encuentra en la matriz de entradas B solo se tendrían las siguientes matrices de entrada de los modelos locales:

$$B_{1} = \begin{pmatrix} \frac{\rho \pi R^{3} \overline{Cqv_{w}}}{2J_{r}} & 0\\ 0 & -\frac{1}{J_{g}}\\ 0 & 0 \end{pmatrix}, B_{2} = \begin{pmatrix} \frac{\rho \pi R^{3} \underline{Cqv_{w}}}{2J_{r}} & 0\\ 0 & -\frac{1}{J_{g}}\\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
(11)

De tal modo que, la representación TS de este sistema se expresa como:

$$\dot{x} = Ax + \sum_{i=1}^{m} \omega_i(z)(B_i u),$$

$$y = Cx.$$
(12)

En las Figuras 3 y 4 se comparan las variables de estado del sistema TS contra el sistema no lineal y se puede observar que el modelo TS representa fielmente el comportamiento del sistema no lineal.



Figura 3. Comparación del modelo NL y TS para ω_r



Figura 4. Comparación del modelo NL y TS para ω_q

3. DISEÑO DEL ESQUEMA DE DETECCIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FALLAS

3.1 Banco de observadores

Para diseñar el esquema de detección y localización de fallas se utiliza un banco tipo DOS (Esquema de observadores dedicados) por la factibilidad de detectar fallas simultáneas en el sistema y determinar su localización mediante un procedimiento relativamente sencillo.

El esquema DOS utiliza todas las entradas y solo una salida para el diseño de los observadores, permitiendo localizar fallas múltiples, su diagrama se muestra en Figura 5.

Cada observador es tipo Luenberger TS (13), donde la ganancia L se calcula con la formula de Ackerman de tal modo que al obtener un error en estado estable sea posible encontrar diferentes firmas de fallas para localizar cuál es el sensor dañado.



Figura 5. Esquema DOS

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + \sum_{i=1}^{m} \omega_i(x(t))(B_i u(t) + L(y(t) - \hat{y}(t))),$$

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t).$$
(13)

Para el observador 1 se considera la salida $y(t) = \omega_r(t)$, una vez que dicha salida cumple la propiedad de observabilidad, se propone la siguiente colocación de polos para la dinámica del error de estimación

$$P = [-1 \ -1 \ -1]$$

obteniendo así la siguiente matriz L:

$$L = \begin{bmatrix} 2,8828\\ -3981,4515\\ 16,1030 \end{bmatrix} \tag{14}$$

Para el observador 2, se considera la salida $y(t) = \omega_g(t)$, utilizando la misma colocación de polos que el observador 1, se obtiene la matriz L de la forma:

$$L = \begin{bmatrix} -0,0020\\2,8828\\-0,0111 \end{bmatrix}$$
(15)

En la Figura 5 se muestra que cada observador puede estimar los estados del sistema y simultáneamente generar residuos.

Cada residuo esta dado por:

$$r_{1} = y_{1}(t) - \hat{y}_{11}(t) r_{2} = y_{2}(t) - \hat{y}_{12}(t) r_{3} = y_{1}(t) - \hat{y}_{21}(t) r_{4} = y_{2}(t) - \hat{y}_{22}(t)$$
(16)

4. PRUEBA DEL ESQUEMA DE DETECCIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FALLAS

Las mediciones de las velocidades angulares tanto del rotor como del generador se realizan utilizando encoders. Las fallas en encoder pueden deberse tanto a fallas eléctricas como mecánicas, lo que resulta en un valor fijo o un factor de ganancia cambiante en las mediciones. En caso de una falla de valor fijo, la salida del encoder no se actualiza con nuevos valores y la falla de factor de ganancia se introduce cuando el sensor detecta más lecturas en la parte giratoria. Este escenario puede suceder como resultado de suciedad u otras lecturas falsas en la parte giratoria (Odgaard et al. (2015)).

Escenarios de falla. Según lo descrito anteriormente se pueden simular dos escenarios de fallas diferentes. El primer escenario se presenta cuando el factor de ganancia cambia del que tendría que ser y el segundo cuando el encoder se queda en un valor fijo, es decir, no cambia el último valor registrado, y después de cierto tiempo vuelve a funcionar con normalidad.

En el escenario de falla 1 se simuló una falla abrupta del 20% en el segundo 1300, primero simulando la falla en el sensor de la velocidad angular del rotor (Figura 6) obteniendo como resultados los residuos Figura 7.



Figura 6. Falla abrupta en ω_r



Figura 7. Residuos, escenario de falla 1 ω_r

A continuación se presenta la simulación de una falla abrupta del 15% en el segundo 3000 pero ahora en el sensor de la velocidad angular del generador (Figura 8) obteniendo los residuos Figura 9.



Figura 8. Falla abrupta en ω_g



Figura 9. Residuos, escenario de falla 1 ω_q

En el escenario de falla 2 se simuló una falla en el segundo 2000 emulando que el encoder se quedó pegado durante 1000 segundos y después vuelve a retomar la lectura correcta de la velocidad angular del rotor (Figura 10), donde se obtuvieron los residuos ilustrados en la Figura 11.



Figura 10. Falla abrupta en ω_r por falta de lectura.



Figura 11. Residuos, escenario de falla 2 ω_r por falta de lectura.

Después se simuló una falla en el segundo 1000 y después de 500 segundos retoma la lectura correcta de la velocidad angular del generador (Figura 12) obteniendo los residuos de la Figura 13.



Figura 12. Falla abrupta en ω_q por falta de lectura.



Figura 13. Residuos, escenario de falla 2 ω_g

4.1 Firma de fallas

Al hacer la evaluación de residuos se puede obtener una firma de cada falla en particular como se muestra en la Tabla 2.

	Escenario de falla 1		Escenario de falla 2	
	ω_r	ω_g	ω_r	ω_g
R1	1	0	1	0
R2	1	1	1	0
R3	1	1	0	1
R4	0	1	0	1

Tabla 2. Firma de fallas

5. CONCLUSIÓN

El esquema de detección y localización de fallas en sensores de la caja de transmisión de una turbina eólica que se presenta en este artículo tiene buenos resultados debido a que puede detectar y localizar las fallas en los dos sensores. En un futuro trabajo se agregará al esquema la estimación de la magnitud de las fallas y de esta forma brindar información esencial a un operador acerca del estado de la turbina.

REFERENCIAS

- Lendek, Z., Guerra, T.M., Babuska, R., and De Schutter, B. (2011). Stability analysis and nonlinear observer design using Takagi-Sugeno fuzzy models. Springer.
- Odgaard, P.F., Sanchez, H., Escobet, T., and Puig, V. (2015). Fault diagnosis and fault tolerant control with application on a wind turbine low speed shaft encoder. *IFAC-PapersOnLine*, 48(21), 1357–1362.
- Ribrant, J. and Bertling, L. (2007). Survey of failures in wind power systems with focus on swedish wind power plants during 1997-2005. In 2007 IEEE power engineering society general meeting, 1–8. IEEE.
- Shao, H., Gao, Z., Liu, X., and Busawon, K. (2018). Parameter-varying modelling and fault reconstruction for wind turbine systems. *Renewable Energy*, 116, 145– 152.
- Takagi, T. and Sugeno, M. (1993). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. In *Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems*, 387– 403. Elsevier.