

# Diagnóstico de fallas en actuadores de un VANT mediante análisis en componentes principales

Méndez-López, L. A.\* López-Estrada, F. R.\*  
Santos-Ruiz, I.\* Valencia-Palomo, G.\*\* O. Brindis-Velázquez\*

\* *Tecnológico Nacional de México/ Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez, TURIX-Dynamics Diagnosis and Control Group, Carretera Panamericana Km 1080, Cp 29050, Tuxtla Gutiérrez, Chiapas (e-mail: lamlopez94@outlook.com; frlopez@ittg.edu.mx; idelossantos@ittg.edu.mx).*

\*\* *Tecnológico Nacional de México/ Instituto Tecnológico de Hermosillo, Ave. Tecnológico y Periférico Poniente S/N C.P. 83170, Hermosillo, Sonora, México. (e-mail: gvalencia@ith.mx).*

---

**Resumen:** En este artículo se propone una metodología para la detección de fallas en los actuadores de un Vehículo Aéreo No Tripulado (VANT) del tipo cuatrirrotor. El enfoque propuesto se basa en la técnica de Análisis en Componentes Principales (PCA). Con este método se extraen datos de velocidades angulares en los tres ejes de rotación considerando condiciones nominales (libres de fallas) y se construye un modelo implícito del mismo a través de la extracción de características de los datos proyectando estos en el subespacio PCA. El procedimiento se repite considerando fallas en cada uno de los cuatro actuadores del VANT. Los resultados se comparan para discernir en qué condición de operación se encuentra el vehículo (nominal o con falla). Finalmente, se presentan resultados de diferentes experimentos sobre un sistema real que consiste de un cuatrirrotor montado sobre un giroscopio mecánico de tres grados de libertad, demostrando la efectividad del método propuesto.

*Keywords:* Diagnóstico de fallas, Análisis en Componentes Principales, VANT, cuatrirrotor, métodos basado en datos.

---

## 1. INTRODUCCIÓN

Un vehículo aéreo no tripulado (VANT) es una aeronave sin piloto humano que se opera a través de una entrada electrónica iniciada por un controlador de vuelo o un sistema de control de gestión de vuelo autónomo a bordo (Nomami et al., 2010). En este tipo de vehículos los accidentes ocurren con frecuencia debido a fallas en los sistemas electrónicos, rotores o sensores (Mueller and D'Andrea, 2014; Guzmán-Rabasa et al., 2019). Por lo tanto, es de gran importancia la detección y localización de fallas en el vehículo para mejorar su seguridad y confiabilidad ante comportamientos anómalos. Una posible solución para la detección de fallas es mediante modelos matemáticos obtenidos a través de leyes físicas. En este enfoque se comparan mediciones del VANT con las estimaciones obtenidas del modelo (Saied et al., 2015; Guzmán-Rabasa et al., 2019), y las discrepancias se interpretan como posibles fallas. Aunque este enfoque ha logrado aplicarse de manera exitosa (Vey and Lunze, 2016; Xian and Hao, 2019), usualmente es difícil parametrizar el modelo del sistema, esto debido a que algunos parámetros como los momentos de inercia, los empujes, y las constantes aero-

dinámicas, entre otros, no son fáciles de medir o estimar experimentalmente.

En contraparte, los métodos basados en datos, utilizan la estimación de un modelo implícito a partir de los datos empíricos de la planta, para que posteriormente se pueda utilizar un enfoque similar al de los métodos basados en modelos, en los que se caracteriza una zona de operación “nominal”, y se compara con los datos experimentales (Gertler, 2015). Sin embargo, hay muchos desafíos importantes en el desarrollo de sistemas de Detección y Aislamiento de Fallas (FDI) cuando el sistema es de dinámica variable y no lineal (Wang et al., 2009), como es el caso de un cuatrirrotor. En la literatura se encuentran publicados algunos métodos basados en datos, e.g. en Yap (2014) se presentó el monitoreo de salud estructural para vehículos aéreos no tripulados, considerando los efectos de tres posibles daños físicos, como una hélice rota, un tornillo suelto y un rotor dañado; para ello se instalaron acelerómetros microelectromecánicos (MEMS) y una Unidad de Medición Inercial (IMU) unidas el eje del cuatrirrotor para detectar vibraciones y a través de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) se analizaron las señales y se caracterizó el comportamiento de los rotores

con estructuras defectuosas comparándose con el caso ideal de un rotor funcionando correctamente. En Ghalamchi and Mueller (2018), se incorporó un acelerómetro en el centro del cuerpo del cuatrirrotor para analizar el espectro de vibraciones en trayectorias de vuelo provocando fallas en las hélices; luego, a través de la FFT se analizó la frecuencia dominante, con un desequilibrio en la masa de algunas de las hélices, y se detectó (mediante la firma del espectro) la ubicación de la hélice dañada. Algunos trabajos consideran un enfoque combinado, por ejemplo, Freeman et al. (2013) consideraron la generación residual basada en modelos y la detección de anomalías basada en datos para un VANT pequeño que utilizó ambos tipos de enfoques y aplicó esos algoritmos a los datos experimentales de pruebas de vuelo con fallas y sin fallas; los detectores basados en datos reconocieron fácilmente el comportamiento anómalo y tuvieron ventaja significativa con respecto al basado en modelo al mostrar un mejor rendimiento ante fallas inesperadas.

En este trabajo se considera una técnica basada en el análisis de componentes principales (PCA) para la detección de fallas en los actuadores. Un sistema de detección de falla basado en PCA implica, de igual manera, un modelo implícito del sistema. El análisis se realiza a través de los datos de sensores (encoders) que se encuentran dentro de una plataforma de vuelo tipo giroscopio (Valencia-Palomo et al., 2018), que proporcionan información del desplazamiento del VANT en cada uno de los ángulos (alabeo, cabeceo y guiñada) y el conocimiento de las características del sistema en condiciones de operación libre de fallas para plantear escenarios de detección y localización de fallas como un problema de tratamiento digital de señales. El trabajo se plantea en términos de clasificación de datos a partir de la extracción de sus características principales en condiciones nominales y de la comparación con los datos del vehículo cuando se induce una falla.

El resto del artículo se encuentra organizado de la siguiente manera: en la Sección 2 se presenta la técnica de PCA; en la Sección 3 se describe el arreglo experimental y el diagnóstico de fallas en el VANT mediante las señales de rotación; en la Sección 4 se presentan los resultados experimentales; finalmente, en la Sección 5 se presentan las conclusiones.

## 2. ANÁLISIS EN COMPONENTES PRINCIPALES

El análisis de componentes principales se usa ampliamente en el monitoreo de plantas complejas con cientos de variables debido a que al revelar relaciones lineales entre las variables, se reduce significativamente la dimensionalidad del modelo de planta. Esta técnica es un enfoque estadístico, que permite la transformación de datos multivariados a un espacio de menor dimensión sin pérdida de generalidad (Jolliffe, 2011). Los nuevos componentes lineales son combinaciones lineales de las variables originales, con la característica adicional de que ahora se presentan como independientes. El diagnóstico de fallas utilizando PCA consta de dos fases: entrenamiento y monitoreo. En la fase

de entrenamiento se crea un modelo de planta implícito a partir de los datos empíricos. En la fase de monitoreo, este modelo se utiliza para la detección y aislamiento de la falla. Esta sección describe la primera de estas fases y la siguiente sección describe la segunda.

Para llevar a cabo el proceso del PCA se debe construir una matriz de mediciones  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  como:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_n] = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \dots & x_n(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \dots & x_n(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1(m) & x_2(m) & \dots & x_n(m) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

donde  $n$  representa el número de variables de proceso y  $m$  es el número de muestras tomadas para cada variable.

Posteriormente, se escalan los vectores de datos de  $\mathbf{X}$  de tal forma que estos tengan media cero y varianza unitaria para formar una matriz de puntuaciones estándar  $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_2 \ \dots \ \mathbf{z}_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , donde:

$$\mathbf{z}_k = \frac{1}{\sigma_k} (\mathbf{x}_k - \mu_k \mathbf{I}_m), \quad \forall k \in 1, 2, \dots, n; \quad (2)$$

con  $\mathbf{I}_m = [1 \ 1 \ \dots \ 1]^\top \in \mathbb{R}^m$ ,  $\mu_k$  es la media de  $\mathbf{x}_k$  y  $\sigma_k$  su desviación estándar.

La estandarización permite una ponderación equitativa de la variabilidad de los datos debido a que las variables de proceso tienen sus valores en diferentes rangos y unidades de medida. A partir de esta matriz de datos se inicia la extracción de características del sistema. Esta técnica consiste en encontrar una matriz cuadrada ortogonal definida como:

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1 \ \mathbf{p}_2 \ \dots \ \mathbf{p}_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}; \quad (3)$$

donde  $\mathbf{P}$  expresa el dato en  $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{n \times n}$  en términos de una nueva matriz coordenada  $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1 \ \mathbf{t}_2 \ \dots \ \mathbf{t}_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}$  con respecto a la base  $\{p_k\}$  referidas a la base ortonormal  $p_k$ :

$$\mathbf{T} = \mathbf{Z}\mathbf{P}. \quad (4)$$

Las mediciones estandarizadas se recuperan a partir de  $\mathbf{T}$  y  $\mathbf{P}$  como:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{T}\mathbf{P}^\top. \quad (5)$$

Las columnas  $\mathbf{t}_n$  de la matriz  $\mathbf{T}$  son las puntuaciones correspondientes a la nueva variable, sin significado físico, las cuales son expresadas como combinaciones lineales de las variables originales  $\mathbf{z}_k$  agrupadas en  $\mathbf{Z}$ . Una forma de obtener la base  $\mathbf{P}$  es a través de una descomposición en valores singulares (SVD) de  $\mathbf{Z}$  (Strang et al., 2016). Otra forma es mediante una descomposición en eigenvalores de la matriz de covarianza. La matriz de covarianza de  $\mathbf{Z}$  denominada  $\mathbf{S}$  se calcula a partir de la siguiente ecuación:

$$\mathbf{S} = \text{cov}(\mathbf{Z}) = \frac{1}{m-1} (\mathbf{Z}^\top \mathbf{Z}). \quad (6)$$

Para este trabajo en particular, se realiza la eigen-descomposición de  $\mathbf{S}$ , dado que requiere de menor carga computacional que la SVD, con lo que se obtiene la expresión factorizada de la matriz de covarianza:

$$\mathbf{S} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^\top, \quad (7)$$

donde  $\Lambda \in \mathbb{R}^{n \times n}$  es una matriz diagonal con sus eigenvalores en orden decreciente y tal que:

$$\Lambda = \text{diag}([\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_n]), \quad \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0, \quad (8)$$

mientras que  $\mathbf{P}$  es la matriz formada con los eigenvectores ortonormales, de modo que la  $k$ -ésima columna de  $\mathbf{P}$  es el eigenvector correspondiente a  $\lambda_k$ .

### 3. DETECCIÓN DE FALLAS MEDIANTE SEÑALES DE ROTACIÓN ANGULAR

El arreglo para la FDI utiliza las señales de las vibraciones correspondientes a las posiciones angulares obtenidas por los sensores (encoders) de una plataforma mecánica de tipo giroscopio de la empresa Eureka Dynamics, referida como FFT-GYRO (Valencia-Palomo et al., 2018). Estos datos son similares a los que proporciona el giroscopio dentro de la IMU del controlador del vehículo. El VANT se monta sobre el FFT-GYRO y el arreglo experimental se muestra en la Fig 1. Esta plataforma se encuentra instrumentada con un sistema de cardanes que permiten el desplazamiento rotacional del vehículo en los tres ejes. En cada eje se encuentra un encoder ( $E_1$ ,  $E_2$  y  $E_3$ ) para el monitoreo de los ángulos, a través de las vibraciones producidas por el desplazamiento del vehículo. Estos sensores se encuentran conectados a una tarjeta de adquisición de datos, que se enlaza al ordenador para el registro de las señales.

El procedimiento para realizar la detección de fallas es el siguiente. Primero se obtienen  $m$  cantidad de datos de los 3 sensores correspondientes a la posición angular (alabeo, cabeceo y guiñada) del VANT operando en condiciones *nominales*, es decir *libre de fallas* (Fig. 4), en estado de vuelo estacionario (cuando los cuatro rotores presentan la misma fuerza de empuje), donde los ejes de cabeceo y alabeo se ubicaron en  $0^\circ$  como punto de referencia al inicio del experimento y el eje de guiñada en un punto arbitrario. Con estos datos se construye la matriz de mediciones  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \mathbf{x}_3] \in \mathbb{R}^{m \times 3}$ , donde cada vector representa la información de uno de los 3 sensores. La matriz de datos  $\mathbf{X}$ , se procesa mediante PCA para extraer las características principales del sistema y la reducción de dimensionalidad de los datos. Una vez obtenidos las componentes principales, y caracterizada la región de operación nominal, se toman a estos como la “nueva base” de los datos extraídos. Posteriormente, se provoca una falla en los motores a través de la hélice, mediante un desgaste de 2 cm. Sin quebrar la hélice y se simula el vuelo del VANT en modo estacionario hasta el desprendimiento de la parte desgastada de la hélice como se muestra en la Fig.2. El desprendimiento de una parte de la hélice provoca que se reduzca el empuje del motor lo cual se traduce a una falla en el ala rotativa y además provoca vibraciones y desplazamientos en los ejes de referencia del vehículo. Es importante mencionar que las lecturas de estas vibraciones contienen codificadas la información de la fallas, las cuales se decodifican mediante la descomposición en sus componentes principales. Este procedimiento se realiza para los rotores 1, 2, 3 y 4

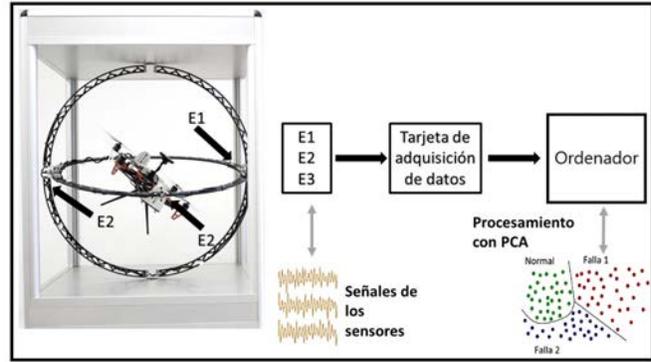


Figura 1. Arreglo experimental propuesto.



Figura 2. Hélice sin fractura y hélice con dos centímetros de desprendimiento.

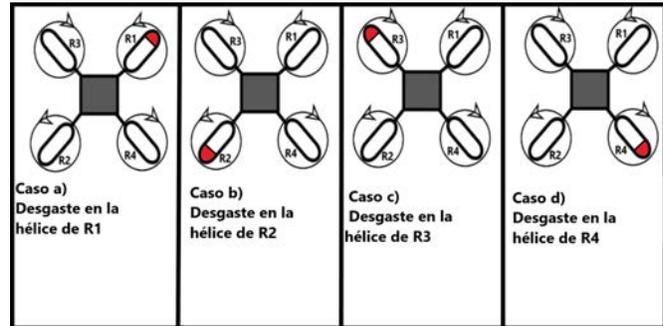


Figura 3. Casos de estudio de fallas en los rotores del vehículo a través del desgaste en las hélices.

(Figuras 5, 6, 7 y 8) sucesivamente para la obtención de datos con fallas, como se muestra en los casos a,b,c y d de la Fig 3.

## 4. RESULTADOS

Una vez obtenido los datos del VANT cuatrirrotor en condiciones normales y en condiciones de fallas se extraen los datos normalizados, para posteriormente obtener la matriz de puntuaciones estandarizadas y se grafican en términos de la nueva base correspondiente a las componentes principales. Para este caso en particular, resultó que el sistema se define en términos de 3 componentes principales ( $P_1$ ,  $P_2$  y  $P_3$ ), debido a que la varianza total del conjunto de datos es  $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1.4509 + 0.9677 + 0.5814 = 3$ . Es decir con las dos primeras componentes se obtiene un 80.6194% de la varianza del sistema, por lo que si se desea obtener

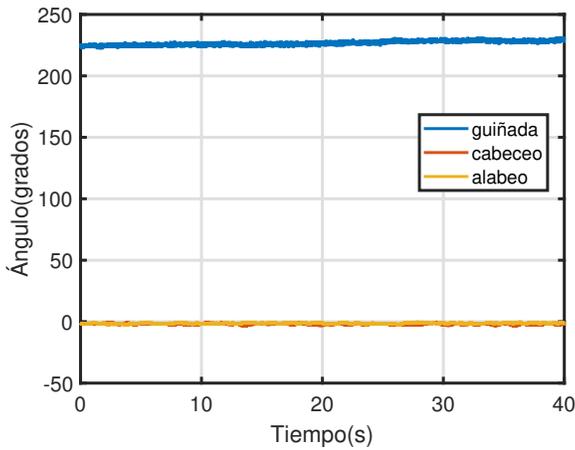


Figura 4. Datos del VANT en estado de suspensión sin falla.

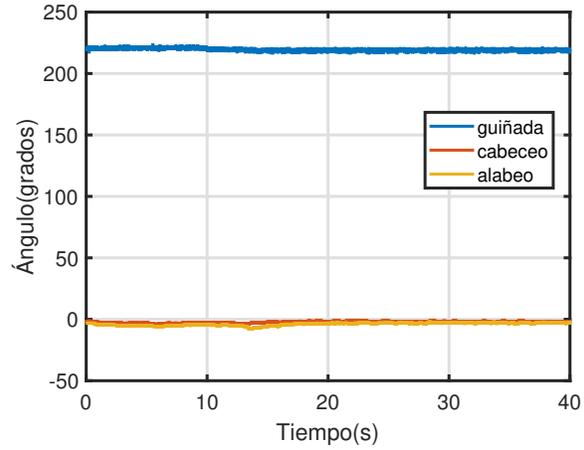


Figura 7. Datos del VANT en estado de suspensión cuando presenta falla en la hélice del rotor 3.

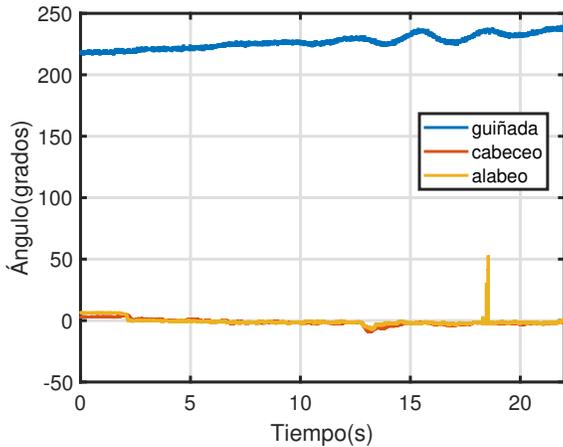


Figura 5. Datos del VANT en estado de suspensión cuando presenta falla en la hélice del rotor 1.

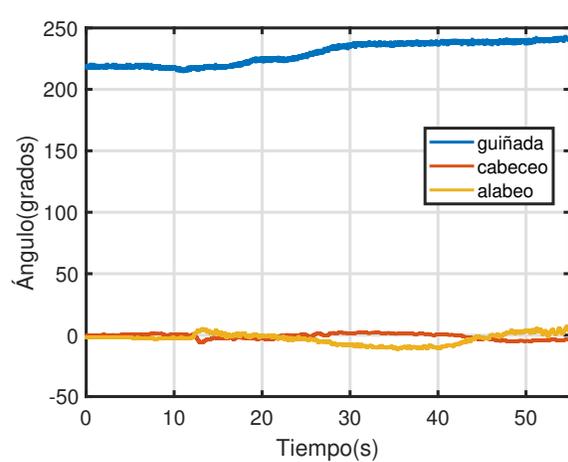


Figura 8. Datos del VANT en estado de suspensión cuando presenta falla en la hélice del rotor 4.

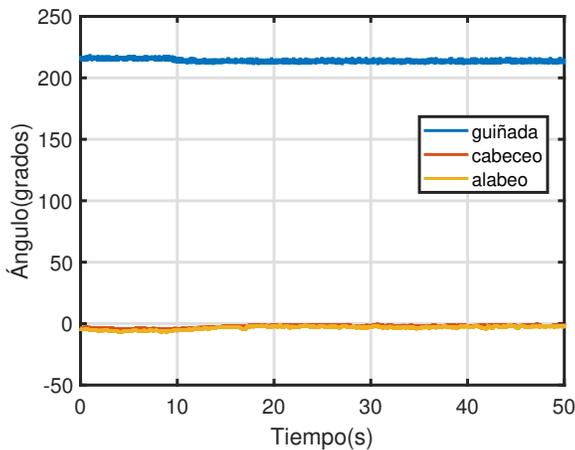


Figura 6. Datos del VANT en estado de suspensión cuando presenta falla en la hélice del rotor 2.

un porcentaje mayor de explicación, es necesario que el sistema quede explicado en términos de las 3 componentes principales. El comportamiento del sistema en condiciones normales se observa en la Fig. 9 a partir de los datos de medición en vuelo estacionario sin fallas, en términos de los 3 componentes principales, y en la Fig. 10 una proyección ortonormal de la misma gráfica en términos de  $P1$  y  $P2$ . El propósito de elaborar este gráfico es delimitar la región de operación nominal sin fallas con una aceptación de  $\pm 3\sigma$ .

Con el modelo PCA definido por  $(\mathbf{P}, \mathbf{\Lambda}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma})$  es posible inferir si cualquier medición  $\mathbf{x}_{new} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]^T$  es compatible con el “comportamiento normal” del proceso. Para ello se estandariza  $\mathbf{x}_{new}$  con las medias y desviaciones estándar del modelo. Luego la muestra estandarizada  $\mathbf{z}_{new}$  puede ser expresada en términos de la base ortonormal  $\mathbf{P}$  con las coordenadas.

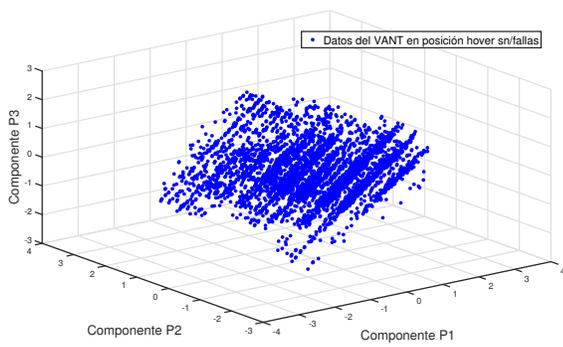


Figura 9. Mediciones sin fallas proyectadas dentro del subespacio PCA tridimensional

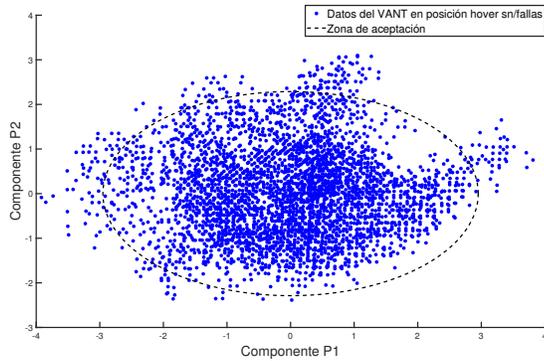


Figura 10. Mediciones sin fallas proyectadas dentro del subespacio PCA bidimensional

$$\mathbf{t}_{new} = \mathbf{z}_{new}^T \mathbf{P}. \quad (9)$$

Siguiendo el procedimiento de la ecuación(9) para las mediciones obtenidas ( $\mathbf{x}_{new}$ ) con las fallas en los actuadores de los rotores 1, 2, 3 y 4, se normalizan ( $\mathbf{z}_{new}$ ) y se proyectan en el subespacio vectorial de las Componentes Principales. Esta proyección se observa en la Fig. 11 en términos de las 3 componentes principales y la Fig. 12 una proyección ortonormal de la misma en términos de P1 y P2, cuyo objetivo es verificar la separabilidad de los datos con fallas y sin fallas (dentro de la zona de operación nominal). Una manera de determinar la existencia de fallas es comparar la nueva muestra transformada ( $\mathbf{t}_{new}$ ) con los datos proyectados correspondientes a la región nominal(Fig. 9 y 10). Así los datos que caen fuera de la región nominal, representan parámetros anormales (Fig.11 y 12). Sin embargo, existen otros métodos para la detección de fallas, como el uso de estadísticos de prueba, por ejemplo, el  $T^2$  de Hotelling. Este estadístico se puede calcular a partir de la ecuación (10).

$$T^2(\mathbf{z}_{new}) = \sum_{k=1}^q \frac{t_k^2}{\lambda_k} = \mathbf{t}_q^T \mathbf{\Lambda}_q \mathbf{t}_q = \mathbf{z}_{new}^T \bar{\mathbf{P}} \mathbf{\Lambda}_q^{-1} \bar{\mathbf{P}}^T \mathbf{z}_{new}, \quad (10)$$

Donde  $\mathbf{\Lambda}_q = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$  contiene los eigenvalores asociados al subespacio principal. El argumento ( $\mathbf{z}_{new}$ )

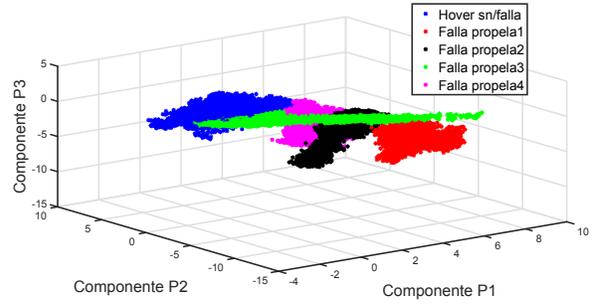


Figura 11. Mediciones sin fallas y con fallas proyectadas dentro del subespacio PCA tridimensional

en la ec. 10, indica que  $T^2$  se calcula para la muestra de prueba, aunque también es posible calcularlos para cada reglón de la matriz  $\mathbf{Z}$ , pero estos pueden ser estimados mediante distribuciones de probabilidad sin necesidad de un cálculo exhaustivo. Cuando el proceso opera en condiciones nominales, el estadístico  $T^2$  tiene un valor pequeño y se infiere la existencia de fallas cuando sobrepasan determinado umbral  $U_{T^2}$ . En (Russell et al., 2012), se establece la ec.11 para determinar el  $U_{T^2}$ .

$$U_T^2 = \frac{q(m^2 - 1)}{m(m - q)} F_\alpha(q, m - q). \quad (11)$$

Donde  $F_\alpha(q, m - q)$  es el punto crítico superior de  $100\alpha\%$  en la distribución  $F$  de Fisher con  $q$  y  $m - q$  grados de libertad. Para este trabajo se eligió una confianza de  $\alpha = 95\%$ . A partir del cálculo de  $U_{T^2}$  se obtiene que el valor de dicho umbral es de 11.35 para las condiciones nominales. Por lo que se infiere una falla cuando el valor de  $T^2 > U_{T^2}$ , aunque el umbral puede sobrepasarse ocasionalmente durante la operación normal, como se muestra en la Figura 13, dependiendo de la confiabilidad y sensibilidad deseada. Para comprobar la funcionalidad del método se selecciono arbitrariamente el conjunto de datos de falla en la hélice uno. Se observa en la Fig.14 que en el instante de ruptura de la hélice, el dato sobrepasa el  $U_{T^2}$ . Esta figura se encuentra en una escala logarítmica en el eje 10, con la finalidad de visualizar mejor la magnitud y el instante de la falla. Después de la ruptura, se observa que el conjunto de datos regresa a condiciones nominales respecto al estadístico  $T^2$ , esto es debido a la acción del controlador interno del VANT, que compensa este tipo de fallas y perturbaciones externas.

## 5. CONCLUSIONES

En este documento se propone una metodología para detección de fallas en VANT's cuatrirrotores con base en las señales de las vibraciones producidas por los movimientos rotacionales del mismo. Esta metodología utiliza el PCA para la extracción de características del sistema cuando se encuentra en condiciones nominales y en condiciones de fallas. A partir de esta características es posible clasificar las regiones de operación del vehículo. Para llevar a cabo la detección de fallas, se hace uso del estadístico  $T^2$ . Esta metodología se caracteriza por las ventajas de

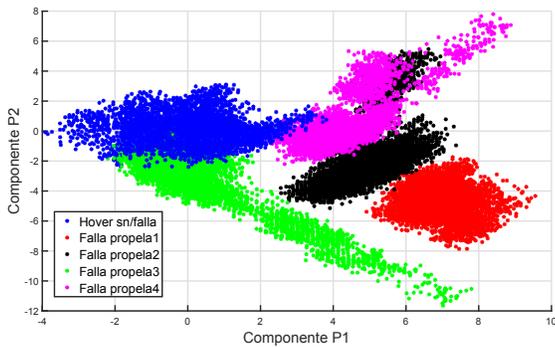


Figura 12. Mediciones proyectadas dentro del subespacio PCA bidimensional

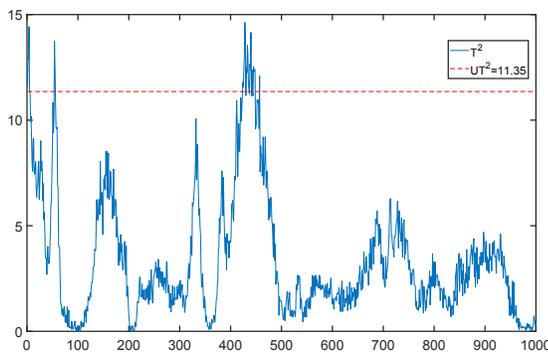


Figura 13. Monitoreo del proceso mediante el índice  $T^2$  en condiciones nominales.

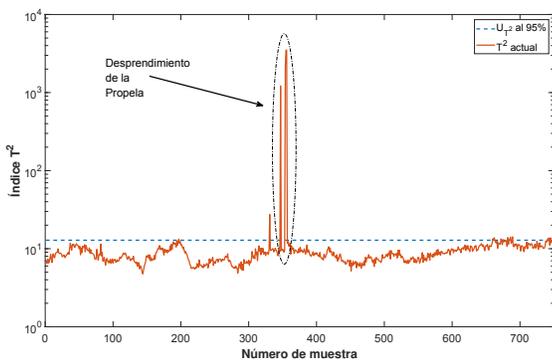


Figura 14. Monitoreo del proceso mediante el índice  $T^2$  en condiciones de fallas.

simplicidad, flexibilidad y facilidad de extensión con otros métodos. En trabajos futuros se puede complementar con técnicas de *machine learning* para tener una mayor robustez en la FDI y minimizar la aparición de falsos positivos y falsos negativos.

## REFERENCIAS

Freeman, P., Pandita, R., Srivastava, N., and Balas, G.J. (2013). Model-based and data-driven fault detection

- performance for a small uav. *IEEE/ASME Transactions on mechatronics*, 18(4), 1300–1309.
- Gertler, J. (2015). Fault detection and diagnosis. *Encyclopedia of Systems and Control*, 417–422.
- Ghalamchi, B. and Mueller, M. (2018). Vibration-based propeller fault diagnosis for multicopters. In *2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 1041–1047. IEEE.
- Guzmán-Rabasa, J., Lóopez-Estrada, F., González-Contreras, B., Valencia-Palomo, G., Chadli, M., and Pérez-Patricio, M. (2019). Actuator fault detection and isolation on a quadrotor uav modeled as a lpv system. *Measurement and Control*, In Press. DOI: 10.1177/0020294018824764.
- Jolliffe, I. (2011). *Principal component analysis*. Springer.
- Mueller, M.W. and D’Andrea, R. (2014). Stability and control of a quadcopter despite the complete loss of one, two, or three propellers. In *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 45–52. IEEE.
- Nonami, K., Kendoul, F., Suzuki, S., Wang, W., and Nakazawa, D. (2010). Introduction. In *Autonomous Flying Robots*, 1–29. Springer.
- Russell, E.L., Chiang, L.H., and Braatz, R.D. (2012). *Data-driven methods for fault detection and diagnosis in chemical processes*. Springer Science & Business Media.
- Saied, M., Lussier, B., Fantoni, I., Francis, C., Shraim, H., and Sanahuja, G. (2015). Fault diagnosis and fault-tolerant control strategy for rotor failure in an octocopter. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 5266–5271. IEEE.
- Strang, G., Strang, G., Strang, G., and Strang, G. (2016). *Introduction to linear algebra*, volume 3. Wellesley-Cambridge Press Wellesley, MA.
- Valencia-Palomo, G., Villanueva-Grijalba, O., and Robles-Ríos, R. (2018). Device for the pose measurement and test of control algorithms for unmanned aerial vehicles. Mexican Patent Pending App. MX/a/2017/005377.
- Vey, D. and Lunze, J. (2016). Experimental evaluation of an active fault-tolerant control scheme for multirotor uavs. In *2016 3rd Conference on Control and Fault-Tolerant Systems (SysTol)*, 125–132. IEEE.
- Wang, H., Chai, T.Y., Ding, J.L., and Brown, M. (2009). Data driven fault diagnosis and fault tolerant control: some advances and possible new directions. *Acta Automatica Sinica*, 35(6), 739–747.
- Xian, B. and Hao, W. (2019). Nonlinear robust fault-tolerant control of the tilt trirotor uav under rear servo’s stuck fault: Theory and experiments. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4), 2158–2166.
- Yap, Y.K. (2014). Structural health monitoring for unmanned aerial systems. *EECS., UNC, BernNley, Rep. UCB/EECS-2014-70*.