



Detección de anomalías en el control de estabilidad de una aeronave

Anomalies detection in the stability control of an aircraft

Luis Eduardo García^{1a}, Maribel Arroyave^{1b}

¹Sistemas e Informática, Facultad de ingenierías, Institución Universitaria de Envigado. Colombia. Correos electrónicos: ^a legarcia47@gmail.com, ^b maribel.rrgi@gmail.com

Recibido: 17 agosto, 2018. Aceptado: 11 marzo, 2019. Versión final: 6 agosto, 2019.

Resumen

En este artículo se presenta un sistema de detección que genera una alarma cuando existe un estado de anomalía en el sistema de control de estabilidad de una aeronave. A partir del modelo latero dimensional y longitudinal se diseña un controlador tipo servo con integrador para la regulación del Roll, Pitch y Yaw. Los modelos son excitados con escalones de magnitudes aleatorias y perturbados con diferentes señales aleatorias para generar la base de datos de estados adecuados y no adecuados. Se utilizan clasificadores de base radial, los cuales se entrenan y se validan para la detección de los comportamientos anómalos que se puedan presentar en la estabilidad de la aeronave. La exactitud obtenida con los clasificadores fue superior al 93.33% para todas las variables estudiadas, lo cual indica que las técnicas de control y clasificación utilizadas, ofrecen fiabilidad en la determinación de los estados anómalos en la simulación del vuelo de la aeronave y que podrían ser utilizadas en vuelos reales.

Palabras clave: algoritmos de clasificación; control de aeronaves; control tipo servo; máquinas de soporte vectorial; modelo en espacio de estados.

Abstract

This paper presents a detection system which generate an alarm if exist an anomaly state in the stability control system of an aircraft. A servo type controller with integrator for the regulation of the Roll, Pitch and Yaw was designed starting from the lateral longitudinal and dimensional model. The models are excited with steps of random sizes and disturbed with different random signals to generate the database of suitable and non-suitable states. Radial base classifiers were trained and validated for its use in the detection of anomalous behaviors that may occur in the aircraft stability. The accuracy obtained with the classifiers was greater than the 93.33% for all the variables studied, indicating that classification techniques used, offer reliability in the determination of anomalous States in the simulation of the flight of the aircraft and that could be used in reall flights

Keywords: classification algorithms; aircraft control; servo control; support vector machines; state-space model.

1. Introducción

En un principio la mayoría de los accidentes aéreos se debieron a fallas técnicas, con el pasar del tiempo se fueron mejorando las técnicas tanto en el diseño y construcción de aeronaves como en la tecnología

electrónica implementada en estas, cabe resaltar que estas mejoras tecnológicas acarrearón una notoria disminución del índice de accidentalidad aérea a nivel mundial.

Sin embargo, en la actualidad se siguen reportando accidentes aéreos que han provocado la muerte a miles



de personas. Según estadísticas, el año 2014 se encuentra catalogado como el segundo año con más víctimas mortales en la última década (1.158 personas), sólo superado por el 2005, año en que fallecieron 1.463 personas. Según un reporte de la Oficina de Registro de Colisiones Aéreas (ACRO) [1]. Entre enero y marzo del 2015 se registraron 21 incidentes aéreos a nivel mundial, diez de los cuales son clasificados como “fatales” ya que provocaron la muerte de 251 personas de las cuales 248 se debe a factores humanos, fallas técnicas y condiciones climatológicas como la neblina y sólo tres fallecidos se atribuyen a “terrorismo, secuestro o sabotaje”, estas cifras evidencian que aun con los desarrollos actuales hay mucho por investigar en el ámbito de seguridad aeronáutica [2].

En la literatura se encuentran reportados trabajos en control de posicionamiento de aeronaves empleando diversos controladores como PID, MRAC, fuzzy, adaptativos predictivos, LQR, redes neuronales y H_{∞} , entre otros. En [3] se simula el desempeño de un controlador PID robusto usando el algoritmo de un paso para controlar la estabilidad de una aeronave en un sistema de piloto automático. La simulación presenta un desempeño satisfactorio para condiciones de vuelo cambiantes y teniendo en cuenta la presencia de ráfagas atmosféricas. En [4] se propone el diseño de un método de control por modelo inverso no lineal como controlador principal y un compensador basado en observador de estado de orden completo. Se analiza la estabilidad del sistema en lazo cerrado y se demuestra la viabilidad y la validez del controlador en una simulación la aeronave. En [5] se propone un controlador adaptativo predictivo para la regulación de la velocidad de cambio del pitch siguiendo una trayectoria predeterminada para asegurar un desempeño satisfactorio del sistema en lazo cerrado. En [6] se presenta una metodología de diseño de control inteligente para el diseño un controlador difuso para aeronaves comerciales que operan en condiciones de vuelo anormales. El rendimiento del controlador difuso fue superior al del controlador base propio de la aeronave. Wahid & Rahmat [7] presentan una comparación entre un controlador Linear Quadratic Controller (LQR) y un controlador difuso para el control de *pitch* en una aeronave, mostrando como resultado un mejor desempeño con el LQR evaluando el rendimiento con índices de especificaciones de la respuesta temporal.

La mayoría de los estudios en la literatura se han enfocado en mejorar los algoritmos de control para la estabilidad de los aviones, sin brindarle mayor importancia a la detección de comportamientos anómalos en estos sistemas. En general, una de las mayores dificultades en los sistemas de control de las aeronaves han sido los sensores de velocidad que al generar datos erróneos inducen al piloto automático de la aeronave a

establecer parámetros de control no compatibles con el estado de las variables reales, es entonces cuando los pilotos intervienen manualmente pero actuando bajo las indicaciones que registran los sensores, provocando en muchos casos accidentes fatales, es por esto que surge la necesidad de crear un identificador de fallos y poder tomar acciones correctivas adecuadas conociendo el estado de error de las mediciones

Una de las mayores dificultades en los sistemas de pilotos automáticos es la presencia de datos errados aportados por los equipos de medición, que en muchos casos conducen a accidentes fatales que ponen en riesgo la vida de miles de personas, como parte de la solución a este tipo de problemas se presenta el diseño un sistema de clasificación que detecte condiciones anormales en las variables que interviene en los controles de estabilidad de una aeronave, y de este modo se puede proceder, bajo el conocimiento de la existencia de fallas, a presentar acciones correctivas eficientes en caso de encontrar alguna perturbación durante el vuelo. En 2018, Bajodah, Mibar, & Ansari, 2018 [8] se propone una metodología de control de inversión dinámica generalizada (GDI) para el control del movimiento del roll y del yaw en forma independiente. [9] proponen un método de control más eficiente para la posición de la aeronave mediante el uso del control predictivo generalizado. En Galarza [10] se muestran los resultados del control de una aeronave no tripulada, utilizando variables de estado más un integrador. Hongpeng & Weibo, [11] simulan y comparan un algoritmo de control PID convencional y un PID diferencial utilizando el modelo dinámico una aeronave con cuatro rotores. En [12] se presenta el diseño de un control óptimo de red multidimensional de Taylor (MTN) para el control de vuelo de aeronaves y afirman que el algoritmo no solo es adecuado para el análisis de la estabilidad del sistema de lazo cerrado, sino que también tiene ventajas en el control de sistemas no lineales. En [13] se propone un método de control por modos deslizantes con estructura variable combinado con el control adaptativo. En [14] se considera el problema de la síntesis de los algoritmos avanzados para el control de vuelo horizontal de una aeronave con cuatro rotores. En [15] se presenta un esquema de control de aeronaves tolerante a fallas (FTAC) contra fallas del actuador. [16] proponen un nuevo esquema de control adaptativo para sistemas de aeronave no lineales y no canónicos, que amplían la capacidad del control adaptativo basado en la linealización de local a semi-global. En [17] los autores proponen un sistema de control PI para regular el Pitch. Los estudios anteriores de algoritmos de control contribuyen al mejoramiento de los sistemas de seguridad aeronáutica, un tema de actualidad mundial.

2. Metodología

En la metodología propuesta se simula el modelo de una aeronave de ala fija, se diseñan los algoritmos de control de ésta y finalmente se establecen los estados normales y anormales de las variables del sistema en lazo cerrado para llevarlos al detector de fallos. Como resultado de la investigación se obtiene el software de control y de detección de fallos y una interfaz para dar a conocer al usuario el estado de las variables.

2.1. Modelo

El modelo matemático seleccionado es el utilizado en [18] asumiendo las siguientes suposiciones:

- La Tierra es el centro de referencia.
- La masa de la aeronave se mantiene constante.
- La aeronave es un cuerpo rígido.
- La aeronave se encuentra en un vuelo a nivel sin turbulencias y sin aceleración
- La variación de velocidades, lineales y angulares, es muy pequeña, se produce debido a pequeñas perturbaciones que mueven ligeramente a la aeronave de su posición de equilibrio inicial.
- Tanto el eje X como el eje Z están dentro del plano de simetría de la aeronave y en el centro de gravedad. Como resultado, los momentos de inercia IXY e IYZ son ambos 0.

Se consideran las siguientes ecuaciones para el movimiento longitudinal y latero-dimensional

2.1.1. Modelo longitudinal

Está dado por la ecuación (1)

$$\begin{aligned} \dot{u} &= Cx_u u + Cx_w w + Cx_q q - g\theta + Cx_{\delta_e} \delta_e \\ \dot{w} &= Z_u u + Z_w w + Z_q q + Z_{\delta_e} \delta_e \\ \dot{q} &= M_u u + M_w w + M_q q + M_{\delta_e} \delta_e \\ \dot{\theta} &= q \end{aligned} \quad (1)$$

En donde:

Cx_u , Cx_w y Cx_q son los coeficientes que relaciona la resistencia aerodinámica y el empuje del UAV con respecto a los cambios en la velocidad horizontal u , vertical w en el eje X y en el eje Y respectivamente. Cx_{δ_e} es el coeficiente que relaciona los cambios en la resistencia aerodinámica producidos por cambios en el timón de profundidad.

δ_e : Ángulo de deflexión timón de profundidad

Z_u , Z_w , Z_q , Z_{δ_e} , M_u , M_w , M_q y M_{δ_e} son coeficientes que dependen entre otros factores de los coeficientes que relacionan los cambios en la sustentación, producidos por el downwash en cola, por perturbaciones en la aceleración w .

El modelo descrito incluye en su orden las siguientes variables de estado:

- u : Velocidad en x
- w : Velocidad en z
- q : Velocidad angular en y
- θ : Angulo en y

Para el modelo de la aeronave objeto de estudio, la representación en el espacio de estado está dada por la ecuación (2). [18]

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du \end{aligned} \quad (2)$$

En donde:

$$x = \begin{bmatrix} u \\ w \\ q \\ \theta \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} -0.7222 & 0.0198 & 0 & -9.8 \\ -0.261 & -3.208 & 27.24 & 0 \\ 0.4348 & -2.451 & -13.79 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.036 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -0.2136 \\ -2.049 \\ -34.76 \\ 0 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

2.1.2. Modelo latero-dimensional

Su representación está dada por la ecuación (3)

$$\begin{aligned} \dot{v} &= Cy_v v - U_o r + g\phi + Y_{\delta_a} \delta_a + Y_{\delta_r} \delta_r \\ \dot{p} &= L_v v + L_p p + L_r r + L_{\delta_a} \delta_a + L_{\delta_r} \delta_r \\ \dot{r} &= N_v v + N_p p + N_r r + N_{\delta_a} \delta_a + N_{\delta_r} \delta_r \\ \dot{\theta} &= p \end{aligned} \quad (3)$$

En donde:

Cy_v es el coeficiente que relaciona la resistencia al movimiento horizontal del UAV, producida en mayor parte por la cola vertical y en menor medida por el fuselaje.

Y_{δ_a} Y_{δ_r} son los coeficientes que dan la velocidad lateral al presentarse un cambio en la posición de los alerones y timón de dirección respectivamente δ_a y δ_r . Ángulos de deflexión de alerones y timón de dirección respectivamente.

L_v y N_v ; L_p y N_p son pares de coeficientes que dependen de los momentos de inercia y relación de la resistencia a rotar en torno al eje X y en eje Z del UAV producida por

el diedro del UAV y la cola vertical y el diedro del UAV y las alas respectivamente.

L_r y N_r son coeficientes que dependen de los momentos de inercia y de la relación del momento de Roll y de Yaw producido por la sustentación al haber una perturbación en el régimen de Yaw.

L_{δ_a} y N_{δ_a} ; L_{δ_r} y N_{δ_r} son pares de coeficientes que dependen de los momentos de inercia y de los coeficientes que proporcionan el Roll y el Yaw al presentarse un cambio en la posición de los alerones y del timón de dirección respectivamente.

El modelo incluye en su orden las siguientes variables de estado, con dos entradas correspondientes a alerones y timón:

- v : Velocidad en y
- p : Velocidad angular en x
- r : Velocidad angular en z
- φ : Angulo en x

La representación en el espacio de estado está dada por la ecuación (4). [18]

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu \\ y &= Cx + Du \end{aligned} \quad (4)$$

En donde:

$$x = \begin{bmatrix} v \\ p \\ r \\ \varphi \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} -0.4727 & 0 & -27.78 & 9.8 \\ -3.411 & -20.13 & 9.693 & 0 \\ 0.6854 & -2.643 & -1.07 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0.036 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -1.187 & 3.028 \\ -127.9 & -1.776 \\ -4.956 & -24.49 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

2.2. Sistema tipo servo con integrador

Para realizar el control de las diferentes variables del modelo longitudinal y del modelo latero dimensional se utiliza un control por realimentación del estado con sistema tipo servo con integrador.

El procedimiento para diseñar un sistema de control por realimentación del estado incluyendo un integrador, comienza con la determinación de los polos de lazo cerrado deseados, utilizando para ello especificaciones basadas en la respuesta transitoria. Si se desea ubicar los

polos de lazo cerrado en el lugar deseado es posible elegir una matriz de ganancia de realimentación K adecuada, siempre y cuando el sistema sea de estado completamente controlable y completamente observable. Además, se da la ubicación de un polo adicional en el origen que convierte al sistema en tipo 1 y que permite obtener la constante de integración K_i paralelamente a la matriz de ganancia de realimentación K_1 . Se genera entonces, una matriz de ganancias ampliada con la cual se obtiene un sistema de control con error de estado estable igual a cero. En la figura 1 se presenta la situación.

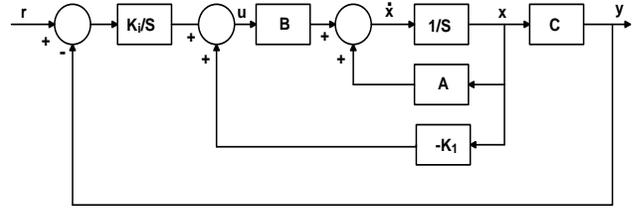


Figura 1. Sistema tipo servo con integrador. Fuente: [19].

La matriz de ganancia de realimentación del sistema incluyendo integrador está dada por la fórmula de Ackerman: ecuación (5)

$$[K_1: K_i] = [0 \ 0 \ \dots \ 1][B \ \hat{A}B \ \hat{A}^2B \ \dots \ \hat{A}^{n-1}B]^{-1}\varphi(\hat{A}) \quad (5)$$

En la ecuación (6) se presenta la conformación de las matrices ampliadas y en la ecuación (7) el polinomio característico de la matriz \hat{A}

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} A & 0 \\ C & 0 \end{bmatrix} \quad \hat{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\varphi(\hat{A}) = \hat{A}^n + a_1\hat{A}^{n-1} + a_2\hat{A}^{n-2} + \dots + a_n \quad (7)$$

Siendo a_1, a_2, \dots, a_n los coeficientes de la ecuación característica deseada (8):

$$S^n + a_1S^{n-1} + a_2S^{n-2} + \dots + a_n = 0 \quad (8)$$

2.3. Clasificadores

2.3.1. Máquinas de soporte vectorial

Las máquinas de vectores de soporte (SVM) se basan en el concepto de planos de decisión. Un plano de decisión define los límites para separar objetos que pertenecen a diferentes clases. El objetivo de una SVM es encontrar un hiperplano de separación entre dos clases de datos ingresados al entrenamiento. Empleando una función que permita maximizar el margen de separación entre los datos de las dos clases. Los datos son mapeados mediante un kernel en un espacio dimensional igual o más alto que el de las características iniciales. El kernel puede ser lineal, polinomial, cuadrático, gaussiano con funciones de base radial y perceptrón multicapa.

El kernel de base radial está definido por la ecuación (9)

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma|x_i - x_j|^2\right) \quad (9)$$

para $\gamma > 0, \gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$

Siendo γ una constante de proporcionalidad cuyo rango de valores útiles debe ser estimado para cada aplicación en particular.

El kernel polinomial se define por la ecuación (10)

$$K(x_i, x_j) = (1 + x_i x_j)^d \quad (10)$$

El perceptrón multicapa está dado por la ecuación (11)

$$K(x_i, x_j) = \tanh(p_1 x_i x_j + p_2) \quad (11)$$

Para datos que no son linealmente separables el hiperplano óptimo calculado por la SMV emplea un algoritmo de entrenamiento iterativo, el cual es utilizado para minimizar una función de error. Ecuación (12)

$$f e = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (12)$$

$$y_i(w^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad \& \quad \xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N$$

Donde C es la capacidad constante, w es el vector de coeficientes, b una constante y ξ_i son parámetros para el manejo de los datos no separables, el índice i representa cada etiqueta de los N casos de entrenamiento, y puede tomar valores de 1 ó -1 según a la clase a la que pertenezca, x_i es la variable independiente y el kernel φ es usado para la transformación de los datos de entrada para el espacio de características.

Para obtener un buen desempeño en el clasificador SVM es necesario realizar la sintonización de parámetros, que para el caso del kernel gaussiano serian el parámetro C (que determina el equilibrio entre la minimización del error del entrenamiento y la minimización de la complejidad del modelo) y el parámetro σ (define el mapeo no lineal del espacio de entrada de un espacio de características multidimensional). [20]

Encontrar el hiperplano óptimo de la ecuación (12) es un problema de programación cuadrática y puede ser encontrado como la solución de la ecuación (13) [21]

$$\text{Max } W(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (13)$$

$$\text{donde } \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, N$$

Y la función de decisión es: (14)

$$f(x) = \text{sign}(wz + b) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (14)$$

Entre las ventajas de una máquina de soporte vectorial se encuentran la capacidad de generalización al minimizar el riesgo estructural, pocos parámetros de ajuste y la estimación de los parámetros se realiza a través de la optimización de una función de costo convexa, lo cual evita la existencia de un mínimo local. [22]

3. Resultados

3.1. Control de estabilidad

3.1.1. Control del pitch

El espacio de estado con las matrices ampliadas para el diseño del controlador tipo servo con integrador del modelo longitudinal para el control del pitch está dado por: ecuación (15)

$$A = \begin{bmatrix} -0.7222 & 0.0198 & 0 & -9.8 & 0 \\ -0.261 & -3.208 & 27.24 & 0 & 0 \\ 0.4348 & -2.451 & -13.79 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -0.2136 \\ -2.049 \\ -34.76 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

El coeficiente de amortiguamiento definido es $\xi = 0.8$ para lograr una respuesta rapida y con poca oscilacion, la frecuencia natural se asume como $\omega = 0.0636$ rad/s obtenida a partir de la constante de tiempo del modelo $\tau = 24.564$ s, los polos deseados quedan entonces ubicados en $S = -0.0509 \pm 0.0382i$ y los polos no dominantes adicionales se asignan en $S = -10, -5, -2$. Despues de aplicar la fórmula de Ackerman la matriz K resultante está dada por (16)

$$K = [-0.0156 \quad 0.0658 \quad -0.0047 \quad -0.9510 \quad -0.0486] \quad (16)$$

En la figura 2 se aprecia la respuesta del sistema controlado ante una entrada escalón con magnitud 0.1. Sistema tipo servo con integrador.

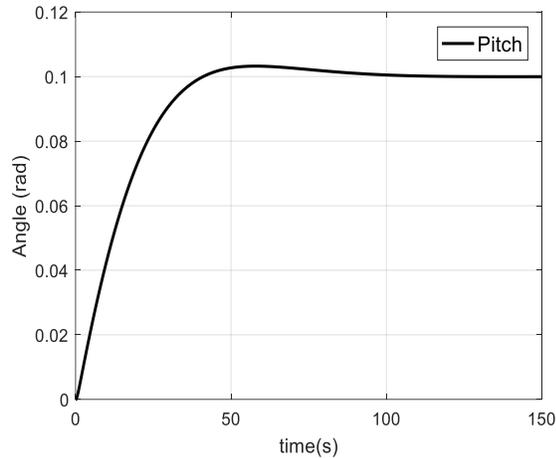


Figura 2. Control de Pitch. Fuente: elaboración propia

3.1.2. Control de roll y yaw

El espacio de estado con las matrices ampliadas para el diseño del controlador tipo servo con integrador del modelo latero dimensional para el control del roll y el yaw está dado por: (17)

$$A = \begin{bmatrix} -0.4727 & 0 & -27.78 & 9.8 & 0 & 0 \\ -3.411 & -20.13 & 9.693 & 0 & 0 & 0 \\ 0.6854 & -2.643 & -1.07 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -1.187 & 3.028 \\ -127.9 & -1.776 \\ -4.956 & -24.49 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

Como originalmente los modelos del ángulo en x y la velocidad angular en z son inestables los polos se ubicaron en $S = -4, -6, -8, -9, -1$ y -3 para garantizar la estabilidad del sistema. Al aplicar la fórmula de Ackerman la matriz K resultante es: (18)

$$K = \begin{bmatrix} -0.0061 & 0.0546 & -0.0853 & -0.3460 & 0.1124 & -1.0435 \\ -0.5870 & 0.1168 & -0.7295 & 0.2730 & 6.7660 & -19.2729 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Adicionalmente, para el control del yaw se calculó una nueva matriz K asumiendo los polos deseados ubicados en $S = -1$ y -2 la matriz de realimentación obtenida es $K = [3 \ 2]$. En la figura 3 se aprecia la respuesta del sistema controlado ante una entrada escalon con magnitud 0.1, para el roll y el yaw respectivamente.

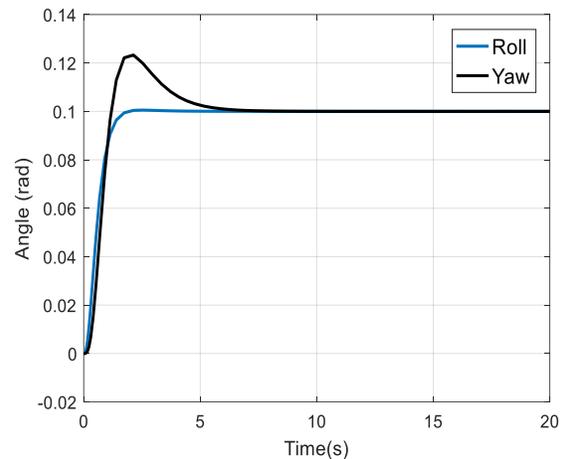


Figura 3. Control de roll y yaw. Fuente: elaboración propia

La fig. 4 corresponde a la respuesta de los ángulos controlados para roll, pitch y yaw

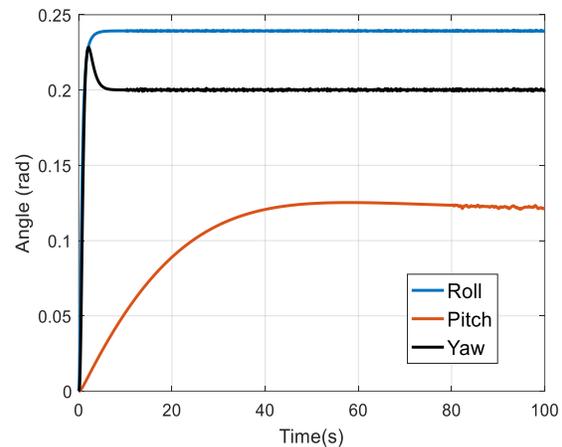


Figura 4. Ángulos controlados. Fuente: elaboración propia

3.2. Clasificador

Se diseñó un software para la obtención de los datos que entrenan y validan el clasificador con parámetros variables y aleatorios del set-point y las perturbaciones. El máximo error permitido en estado estable es del 2% un error mayor sería considerado un estado de anomalía del sistema, por lo tanto, se considera una falla en el control de estabilidad de la aeronave. El clasificador se activa una vez la aeronave alcance su estado estable para cada cambio en el valor de consigna de los alerones, el timón de dirección y el timón de cola.

Se crearon varias bases de datos con diferente número de muestras, la base seleccionada fue de 6000 estados de

los cuales se utilizaron 3000 para el entrenamiento y 3000 datos para la validación de los clasificadores. Se diseñaron tres clasificadores que determinan los estados de alarma para el roll, el pitch y el yaw.

perturbaciones para generar los estados de normalidad y anomalía del sistema. La figura 5 muestra las respuestas de los ángulos controlados con setpoint y perturbaciones aleatorias.

La figura 5 representa el esquema de simulink que simula la salida del sistema con los controladores diseñados y las

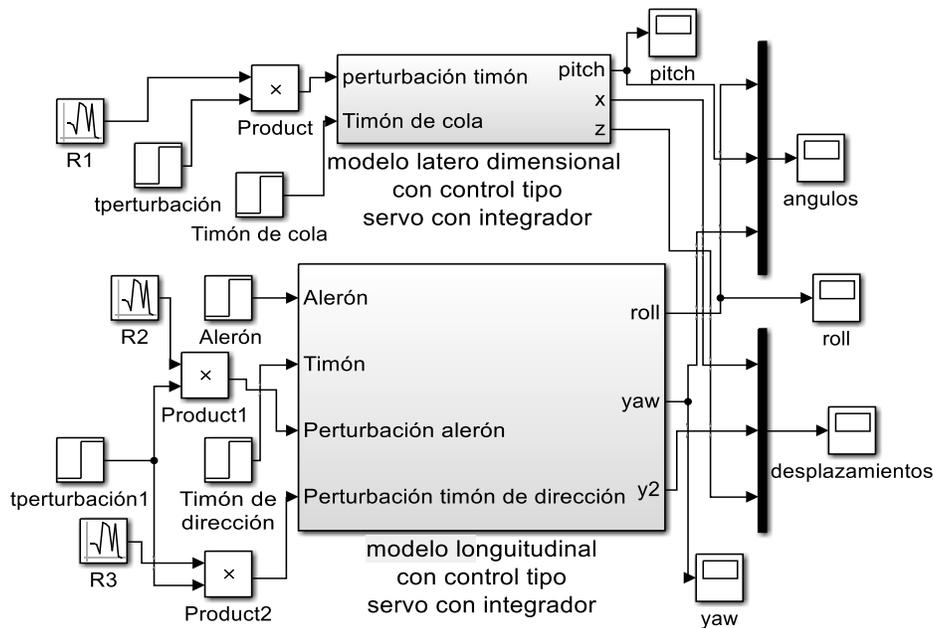


Figura 5. Control servo con integrador. Fuente: elaboración propia

Tabla 1. Métricas para evaluar los clasificadores

	Roll	Pitch	Yaw
Funciones de base radial (Gaussiano)			
Exactitud	2972	2869	2923
Precisión	0.9824	0.9469	0.9841
Recuperación	0.9986	0.9648	0.9629
F1 Score	0.4952	0.4779	0.4867
Perceptrón Multicapa (redes neuronales)			
Exactitud	2334	1898	2325
Precisión	0.7966	0.6587	0.8178
Recuperación	0.7485	0.5264	0.6997
F1 Score	0.3859	0.2926	0.3771
Lineal			
Exactitud	2977	2743	2863
Precisión	0.9856	0.8665	0.9307
Recuperación	0.9986	0.9756	0.9798
F1 Score	0.4960	0.4589	0.4773
Cuadrático			
Exactitud	2983	2828	2893
Precisión	0.9895	0.9132	0.9490
Recuperación	0.9987	0.9756	0.9797
F1 Score	0.4970	0.4717	0.4821

Fuente: elaboración propia

La exactitud es la proporción de instancias clasificadas correctamente, en la tabla 1 se aprecia para el roll los clasificadores se encuentran por encima de 2900, excepto el perceptrón que tiene una exactitud de 2334. Para el caso del pitch el kernel de base radial y cuadrático presentan mejor desempeño que el kernel lineal y el perceptrón mostrando este último el menor valor de exactitud.

La precisión es la porción de los positivos que se han clasificado correctamente y la recuperación es la tasa de los verdaderos positivos que para casi todos los casos de los kernel en el Roll fue mayor de 0.9 excepto con el perceptrón que se obtuvo una precisión de 0.7966 y una recuperación de 0.7485 igualmente continua siento una estimación adecuada. En el caso del Pitch y el Yaw la precisión más alta es obtenida con el kernel de base radial, seguida del cuadrático, luego el lineal y por último el neuronal; y en la recuperación el valor más alto lo tiene el kernel lineal, seguido del cuadrático, luego el gaussiano y por último el neuronal.

El f1 score es la media armónica de la precisión y la recuperación, los valores obtenidos son consistentes con las demás métricas los valores más bajos se presentan con la red neuronal.

Los kernels de base radial y cuadrático son los que presentan mejor desempeño. En las métricas, se muestran las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic, o Característica Operativa del Receptor) para comparar estos dos. En las figuras 6, 7 y 8 se aprecian las curvas ROCs marcada como clase 1 la función gaussiana y como clase 2 la función cuadrática.

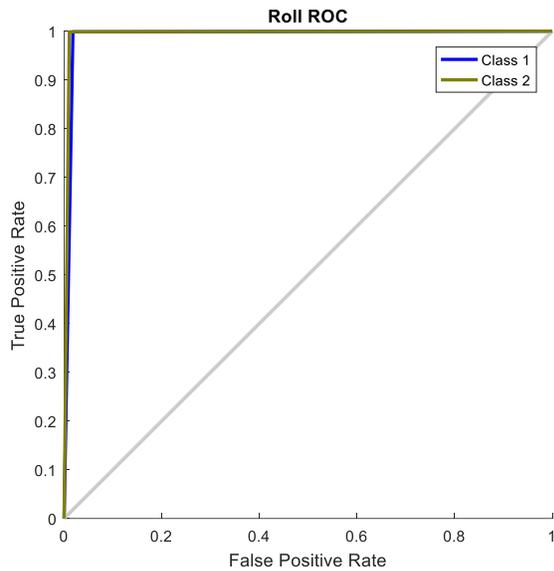


Figura 6. Curva ROC para el roll. Fuente: elaboración propia

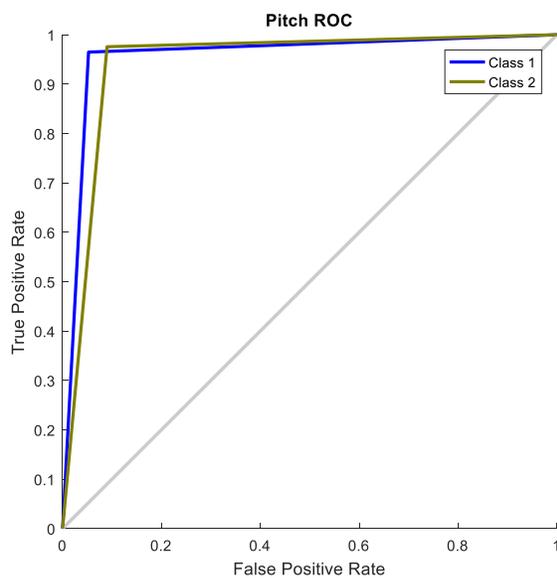


Figura 7. Curva ROC para el Pitch. Fuente: elaboración propia

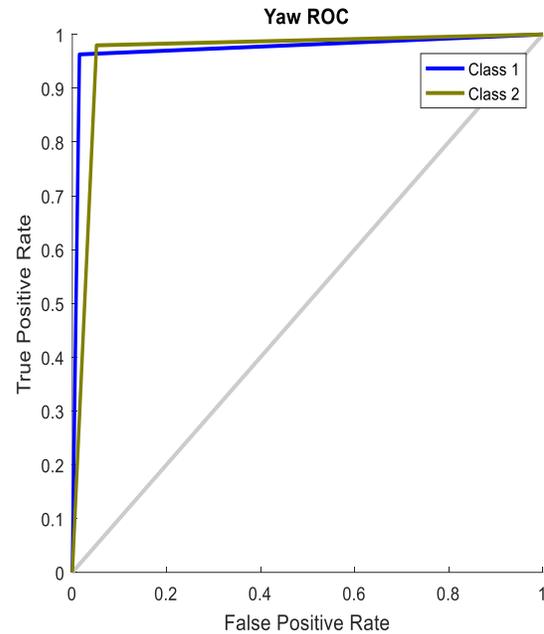


Figura 8. Curva ROC para el yaw. Fuente: elaboración propia

Luego de las pruebas fuera de línea del desempeño de los clasificadores se diseñó el software para la simulación de la aeronave. Se empleó la toolbox de aeronáutica para la visualización 3D (ver Figura 9), donde se aprecian los cambios en la aeronave al generar cambios en los alerones, en el timón de dirección y de cola, además se presentan las curvas generadas por el roll, el pitch y el yaw (ver Figura 10) al realizar cualquier cambio en el setpoint, el algoritmo del servo integrador controla adecuadamente el modelo de la aeronave y el clasificador muestra mensajes de alarma cuando se presenta algún estado de anomalía para cada uno de los ángulos. También se pueden generar perturbaciones que afecten el sistema en diferentes instantes de tiempo y para cada variable con el fin de obtener evidencia del buen desempeño, por un lado, del sistema de control y por el otro, del clasificador.



Figura 9. Visualización del vuelo de la aeronave. Fuente: elaboración propia

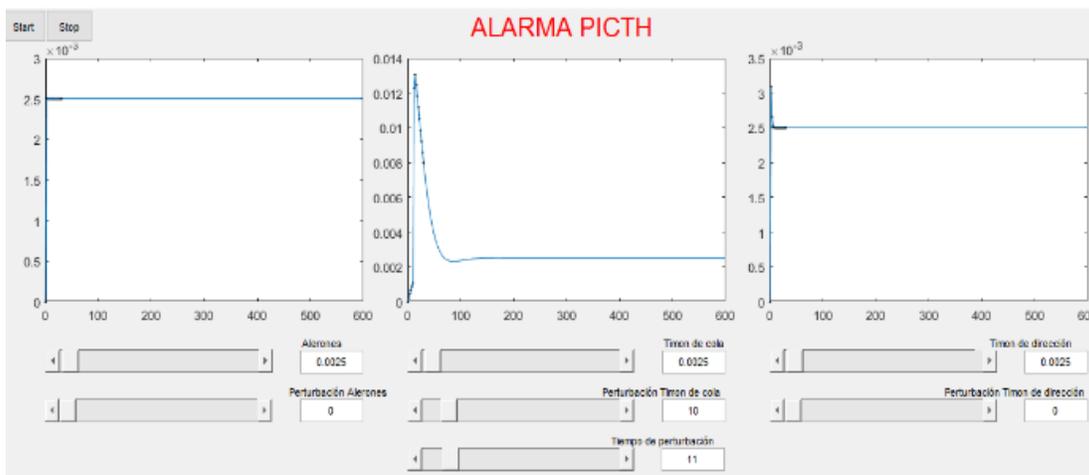


Figura 10. Entorno de visualización de las variables durante el vuelo. Fuente: elaboración propia

4. Conclusiones

En este artículo se aplicaron técnicas de clasificación a la respuesta del modelo latero dimensional y longitudinal de una aeronave con su respectivo controlador, con los cuales se estableció un sistema de detección de anomalías en su estabilidad.

Para ello se utilizó un modelo en variables de estado que permitió describir el comportamiento dinámico de cada una de las variables que intervienen en el funcionamiento de la aeronave. A partir del modelo, se diseñó un sistema de control tipo servo con integrador que mostró un excelente desempeño en el control de la aeronave ante cambios en el punto de referencia y en presencia de perturbaciones, con la ventaja adicional de que no desengloba la dinámica del sistema como puede suceder al utilizar funciones de transferencia.

Para implementar el sistema de detección y diagnóstico, en sí, se usó el ambiente Simulink-Matlab® para simular la respuesta del modelo de la aeronave con el controlador tipo servo con integrador, igualmente fue necesario el desarrollo de algoritmos que permitieron la estimación de

parámetros útiles para la detección de anomalías en la estabilidad de la aeronave, considerando como anomalos los errores en estado estable superiores al 2% del valor de referencia.

Las técnicas de clasificación utilizadas en este trabajo, muestran resultados concistentes con todos los algoritmos evaluados, ofreciendo fiabilidad en la determinación de los estados anómalos en la simulación del vuelo de la aeronave. Este hecho presenta una alternativa viable para aplicar el método en aeronaves no tripuladas.

A medida que el número de muestras aumenta en las bases de datos para el entrenamiento, se fueron obtienen mejores resultados, sin embargo, después de determinado número de muestras se presentaba un sobreentrenamiento en el clasificador y los resultados no eran adecuados. Esto permite inferir que el aprendizaje del clasificador debe ser evaluado para definir un número de muestras adecuado que permita una clasificación con mayor número aciertos.

La exactitud obtenida para los clasificadores de funciones de base radial y cuadrático fue superior al 93.33% para todas las variables estudiadas, lo cual indica que los resultados de clasificación en términos globales pueden considerarse confiables.

5. Recomendaciones

Incluir, para otros trabajos sobre el tema, nuevos algoritmos de control y diferentes clasificadores, para comparar los resultados obtenidos, es algo que queda abierto para su estudio en el futuro.

Agradecimientos

A la Institución Universitaria de Envigado por la financiación del proyecto de investigación y al Grupo Sistemas e Informática por el apoyo al desarrollo de la investigación.

Referencias

- [1] F. Casanova, “Accidentes aéreos han provocado la muerte de 1158 personas en 2014,” *La Tercera*, 30-Dec-2014. [On line]. Available: <https://www.latercera.com/noticia/mundo/2014/12/678-610644-9-accidentes-aereos-han-provocado-la-muerte-de-1158-personas-en-2014.shtml>
- [2] La Razón, «La Razón,» 12 Abril 2015. [En línea]. Available: <http://www.razon.com.mx/spip.php?article255760>.
- [3] M. G. Skarpetis, F. N. Koumboulis, and A. S. Ntellis, “Longitudinal flight multi condition control using robust PID controllers,” in *IEEE 16th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation, ETFA*, 2011, pp. 1–7. doi: 10.1109/ETFA.2011.6059071.
- [4] Z. Ren, W. Wang, and Z. Shen, “New robust fault-tolerant controller for self-repairing flight control systems,” *J. Syst. Eng. Electron.*, vol. 22, no. 1, pp. 77–82, 2011, doi: 10.3969/j.issn.1004-4132.2011.01.009.
- [5] D. Viúdez-Moreiras, I. Martín, and J. M. Martín-Sánchez, “A new pitch angle adaptive control design,” in *2014 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 2014, pp. 928–935. doi: 10.1109/ICUAS.2014.6842342
- [6] K. E. Terrell and S. Zein-Sabatto, “Integrated fuzzy controllers for aircrafts under faulty flight conditions,” in *IEEE SOUTHEASTCON 2014*, 2014, pp. 1–6. doi: 10.1109/SECON.2014.6950679
- [7] N. Wahid and M. F. Rahmat, “Pitch control system using LQR and Fuzzy Logic Controller,” in *2010 IEEE Symposium on Industrial Electronics and Applications (ISIEA)*, 2010, pp. 389–394. doi: 10.1109/ISIEA.2010.5679436.
- [8] A. H. Bajodah, H. Mibar, and U. Ansari, “Aircraft Motion Decoupling of Roll and Yaw Dynamics Using Generalized Dynamic Inversion Control,” in *2018 26th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, 2018, pp. 1–9. doi: 10.1109/MED.2018.8442505.
- [9] G. Călugăru and E. Dănișor, “Improved aircraft attitude control using generalized predictive control method,” in *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*, 2016, pp. 101–106. doi: 10.1109/CarpathianCC.2016.7501075.
- [10] E. E. Galarza, C. A. Naranjo, O. Guijarro, D. Basantes, V. Enriquez, and D. Paredes, “Control algorithm for the inertial stabilization of UAVs,” in *2017 Annual IEEE International Systems Conference (SysCon)*, 2017, pp. 1–6. doi: 10.1109/SYSCON.2017.7934763.
- [11] T. Hongpeng and Weibo, “Stability Control of Flight Attitude Angle for Four Rotor Aircraft,” in *2018 IEEE 9th International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS)*, 2018, pp. 332–336. doi: 10.1109/ICSESS.2018.8663726.
- [12] J. Shi, H. Yan, and X. Liu, “Multi-dimensional Taylor Network Optimal Control in Plane Symmetrical Cruise Missile Flight for Attacking Static Targets,” in *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, 2018, pp. 457–462. doi: 10.1109/IAEAC.2018.8577696
- [13] J.-P. Shi, J.-W. Liu, B. Lan, and P. Yang, “Adaptive variable structure control of flight control system,” in *2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*, 2016, pp. 648–651. doi: 10.1109/CGNCC.2016.7828863.
- [14] V. B. Larin and A. A. Tunik, “Synthesis of the quadrotor flight control system,” in *2016 4th International Conference on Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC)*, 2016, pp. 12–17. doi: 10.1109/MSNMC.2016.7783095.
- [15] X. Yu, Y. Fu, P. Li, and Y. Zhang, “Fault-Tolerant Aircraft Control Based on Self-Constructing Fuzzy Neural Networks and Multivariable SMC Under Actuator Faults,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 26, no. 4,

pp. 2324–2335, 2018. doi:
10.1109/TFUZZ.2017.2773422.

[16] Y. Zhang, G. Tao, M. Chen, and X. Lv, “Adaptive control of uncertain nonlinear aircraft systems using combined linearized models,” in *2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*, 2016, pp. 1156–1161. doi: 10.1109/CGNCC.2016.7828951.

[17] Y. Osa, S. Uchikado, and K. Tanaka, “Pitch angle control for hovering tilt rotor aircraft on one side rotor lift variation,” in *2017 International Automatic Control Conference (CACS)*, 2017, pp. 1–5. doi: 10.1109/CACS.2017.8284254.

[18] O. Vila Rovira, *Modelización de aeronaves no tripuladas con Simulink*. 2011.

[19] L. E. García Jaimes, *Sistemas De Control Avanzado*, 3ra ed. Politécnico Colombiano, 2013.

[20] K. Duan, S. S. Keerthi, and A. N. Poo, “Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters,” *Neurocomputing*, vol. 51, pp. 41–59, 2003.

[21] G. A. Betancourt, “Las Máquinas De Soporte Vectorial (SVMs),” *Sci. Tech. Vol. 1, Núm. 27*, vol. 1, no. 27, 2005. doi: 10.22517/23447214.6895.

[22] J. Á. Resendiz Trejo, “Las maquinas de vectores de soporte para identificación en línea,” Instituto Politécnico Nacional, 2006.