



Velocidad aerodinámica sin pitot: estimación y control en dron ala fija

Fatima Acuña Palacios

RESUMEN / ABSTRACT

Este artículo presenta una metodología para estimar la velocidad aerodinámica verdadera (TAS) de un dron de ala fija sin emplear un sensor de presión diferencial (tubo pitot) ni un filtro de Kalman completo. El método se basa en la hipótesis de derrape nulo (vuelo coordinado) y en un estimador por gradiente descendente de velocidad del viento que utiliza únicamente mediciones de GPS (velocidad sobre el suelo) y de una unidad de medición inercial (IMU) para obtener la orientación del vehículo. Se describe el modelo matemático, el algoritmo recursivo de actualización de velocidad del viento y el cálculo directo de la TAS. Se presenta una implementación en pseudocódigo, como códigos funcionales en MATLAB y C++. Se valida el método mediante simulación de un vuelo circular con velocidad de viento constante y ruido en los sensores, demostración de convergencia de velocidad del viento estimado y error de TAS inferior a 0,12 m/s después de 20 segundos. Además, se integra la TAS estimada en un lazo de control PID para regular la velocidad media del acelerador, y se muestra la conversión de la señal de control a pulso PWM (1000-2000 μ s) para un variador eléctrico (ESC). Los resultados confirman que es posible una estimación precisa y un control de velocidad efectiva sin sensores adicionales, siempre que existan cambios de orientación suficientes. Las contribuciones incluyen un algoritmo de bajo costo computacional y fácil integración en pilotos automáticos de bajo costo.

Palabras claves: estimación de velocidad aerodinámica, dron ala fija, derrape nulo, gradiente descendente, control de velocidad, PWM.

This paper presents a methodology to estimate the true airspeed (TAS) of a fixed-wing drone without using a differential pressure sensor (pitot tube) or a full Kalman filter. The method relies on the zero-sideslip assumption (coordinated flight) and on a gradient-descent wind-velocity estimator that only uses GPS (ground speed) measurements and an inertial measurement unit (IMU) to obtain vehicle attitude. The mathematical model, the recursive wind-update algorithm and the direct TAS calculation are described. Pseudocode, as well as functional MATLAB and C++ implementations, are provided. The method is validated through simulation of a circular flight with constant wind and sensor noise, demonstrating convergence of the estimated wind velocity and a TAS error below 0.12 m/s after 20 seconds. Furthermore, the estimated TAS is integrated into a PID control loop to regulate speed via throttle, and the conversion of the control signal to a PWM pulse (1000-2000 μ s) for an electronic speed controller (ESC) is shown. Results confirm that accurate estimation and effective speed control are possible without additional sensors, provided sufficient attitude changes occur. The contributions include a low-computational-cost algorithm easily integrable into low-cost autopilots.

Keywords: airspeed estimation, fixed-wing drone, zero sideslip, gradient descent, speed control, PWM

Airspeed without pitot: estimation and control in fixed-wing drone

1. -INTRODUCCIÓN

El conocimiento preciso de la velocidad aerodinámica verdadera (True Airspeed, TAS) es fundamental para el control seguro y eficiente de un vehículo aéreo no tripulado (UAV) de ala fija [1]. La TAS determina el margen antes de la entrada en pérdida, la eficiencia aerodinámica, el consumo energético y la respuesta de los lazos de navegación y guiado. En la práctica, la TAS se mide habitualmente mediante un tubo pitot, un sensor de presión diferencial que, si bien es preciso, presenta desventajas significativas: añade coste y peso, requiere calibración periódica [2], es vulnerable a obstrucciones por partículas o hielo, y

Recibido: 05/2026 Aceptado: 09/2026

su fiabilidad se reduce en condiciones de bajo número de Reynolds, típicas de UAVs de pequeña escala [3]. Estas limitaciones han motivado la búsqueda de métodos alternativos para estimar la TAS sin sensor pitot [4].

En la última década se han desarrollado diversas técnicas de estimación de TAS utilizando únicamente sensores de navegación estándar (GPS y unidad de medición inercial, IMU). La mayoría de estos enfoques emplean filtros de Kalman extendidos (EKF) que fusionan las mediciones de velocidad sobre el suelo y aceleración con un modelo aerodinámico del vehículo [5]. En la literatura se han propuesto EKF para estimar simultáneamente la velocidad del viento, el ángulo de ataque y el ángulo de derrape en UAVs de ala fija [3], así como versiones mejoradas que incorporan modelos aerodinámicos completos para estimar la actitud, el viento 3D y la velocidad aerodinámica en UAVs de gran altitud [6]. También se han realizado análisis de sensibilidad de estos estimadores, destacando la importancia de una correcta parametrización del modelo [7]. Más recientemente, se han aplicado técnicas de estimación de horizonte móvil para mejorar la precisión en maniobras dinámicas [8]. Si bien estos métodos ofrecen buen rendimiento, su implementación es compleja, requiere un ajuste fino de las matrices de covarianza y una potencia de cálculo considerable, lo que los hace menos adecuados para plataformas de bajo costo y procesadores de recursos limitados.

Como alternativa a los filtros estocásticos, han surgido observadores no lineales deterministas que no requieren modelado estadístico. Se han propuesto observadores no lineales para estimar la velocidad aerodinámica y el viento a partir de mediciones de IMU y GPS [3,9], demostrando convergencia bajo condiciones de excitación persistente [9]. También se han desarrollado observadores adaptativos no lineales que ajustan sus parámetros en función de las condiciones de vuelo, mejorando la robustez frente a incertidumbres en el modelo aerodinámico [10]. Estos enfoques reducen la complejidad computacional respecto a los EKF, pero aún requieren la resolución de ecuaciones diferenciales no lineales y, en algunos casos, la inversión de matrices [9].

En los últimos años han aparecido también técnicas basadas en datos, como el uso de redes neuronales convolucionales temporales para estimar la velocidad aerodinámica de forma sintética [4]. Estos métodos ofrecen alta precisión, pero requieren grandes conjuntos de datos de entrenamiento y su interpretabilidad es limitada, lo que dificulta su certificación en aplicaciones críticas.

En el ámbito de las soluciones de bajo costo y baja complejidad, se han explorado métodos de estimación de velocidad de viento con UAVs multirrotor que sientan bases para la extensión a alas fijas [11]. También se han presentado métodos de calibración de velocidad aerodinámica y estimación de velocidad de viento de bajo costo, utilizando únicamente GPS y IMU, pero sin integrarlos en un lazo de control de velocidad [12]. Por su parte, la documentación de uno de los pilotos automáticos de código abierto más extendidos describe un estimador de fusión beta que utiliza la restricción de derrape nulo para estimar la velocidad del viento, reduciendo el problema a un lazo escalar de corrección [13]. Sin embargo, esta implementación está orientada a un firmware específico y no se presenta como un algoritmo general, ni se analiza su integración con un controlador de velocidad. Otras investigaciones han explorado el uso de técnicas de control no lineal para el rechazo de perturbaciones en vehículos de pequeña escala [14].

A pesar de los avances en la estimación de TAS sin sensor pitot, persisten dos desafíos importantes. Por un lado, los métodos de alta precisión (EKF, observadores no lineales) requieren recursos computacionales y de sintonización que los hacen inaccesibles para plataformas de muy bajo costo. Por otro lado, las soluciones simplificadas (como la fusión beta de ArduPilot) no han sido formalmente descritas en la literatura científica, ni se ha analizado su rendimiento en términos de convergencia, sensibilidad al ruido y limitaciones en condiciones de vuelo recto. Además, ninguna de las soluciones existentes integra el estimador de TAS con un lazo de control de velocidad que incluya la generación de señal PWM para el motor, lo que limita su aplicación práctica en sistemas de control de vuelo completos.

El objetivo de este trabajo es: El presente trabajo se propone desarrollar, implementar y evaluar un algoritmo de estimación de TAS sin sensor pitot ni filtro de Kalman, basado en la restricción de derrape nulo y la actualización recursiva de la velocidad del viento mediante gradiente descendente. El algoritmo se diseña para ser computacionalmente eficiente (menos de 20 operaciones por ciclo), fácil de sintonizar (un único parámetro ajustable) y directamente integrable en controladores de vuelo de bajo costo. Además, se integra la TAS estimada en un lazo de control PID de velocidad, generando una señal PWM estándar para el variador electrónico del motor.

Las contribuciones principales de este trabajo son:

Formulación explícita y análisis de un estimador de velocidad de viento por gradiente descendente que actualiza solo las componentes horizontales a partir del error de velocidad lateral proyectada, sin necesidad de observadores de orden completo ni de matrices de covarianza. Se demuestra que la convergencia requiere cambios de orientación, y se cuantifica el error en condiciones de vuelo recto.

Evaluación cuantitativa de la robustez al ruido: se analiza el comportamiento del estimador con niveles de ruido representativos de sensores comerciales (GPS: $\sigma = 0.3$ m/s, IMU: $\sigma = 0.3^\circ$), demostrando convergencia con error de TAS inferior a 0.12 m/s en régimen permanente.

Implementación modular y verificable en MATLAB y C++, con pseudocódigo detallado y diagrama de flujo, que facilita la replicación y la integración en sistemas embebidos. Los códigos están disponibles en un repositorio complementario.

Integración con un controlador PID de velocidad y generación de señal PWM (1000–2000 μ s), validada en simulación, que demuestra la aplicabilidad práctica del estimador en un lazo cerrado de control de vuelo.

Identificación y cuantificación de la limitación por falta de excitación: se demuestra experimentalmente que en vuelo rectilíneo la componente longitudinal del viento no es observable, y se proponen estrategias de mitigación (virajes periódicos, fusión con fuentes externas).

Estas contribuciones ofrecen una alternativa práctica, de código abierto y bajo coste computacional para estimar la velocidad aerodinámica y controlar la velocidad de un ala fija sin necesidad de sensor pitot, adecuada para plataformas de bajo costo y aplicaciones educativas o de investigación.

2.- MATERIALES Y MÉTODOS

2.1.- MODELO CINEMATICO Y RESTRICCIÓN DE DERRAPE NULO

Sea V_g la velocidad sobre el suelo en el sistema de referencia NED (Norte-Este-Abajo), proporcionada por un GPS. Sea V_a la velocidad aerodinámica y V_w la velocidad del viento (supuesta horizontal, es decir, sin componente vertical)[2,3]. Se cumple:

$$V_g = V_a + V_w \quad (1)$$

En vuelo coordinado sin derrape (deslizamiento lateral nulo), la velocidad aerodinámica está alineada con el eje longitudinal del avión. Por tanto, si u_b es el vector unitario que apunta hasta el morro (obtenido de la matriz de rotación cuerpo-NED $R_{b/n}$), entonces:

$$V_a = TAS * u_b \quad (2)$$

Se proyecta la ecuación (1) en los ejes del cuerpo mediante $R_{b/n}^T$ y se obtiene:

$$\begin{bmatrix} u_g \\ v_g \\ w_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} TAS \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + R_{b/n}^T * V_w \quad (3)$$

De aquí se deduce que la componente lateral de la velocidad sobre el suelo en ejes cuerpo, v_g , es debida exclusivamente al viento:

$$v_g = y_b \cdot V_w \quad (4)$$

donde y_b es el vector unitario lateral (ala derecha) expresado en NED. Esta ecuación es la clave del estimador.

La matriz de rotación $R_{b/n}$ se obtiene a partir de los cuaterniones o ángulos de Euler proporcionados por la IMU, utilizando típicamente filtros complementarios o algoritmos de fusión como los de Mahony o Madgwick, ampliamente empleados en sistemas de navegación de bajo costo.

2.2.- ESTIMADOR DE VELOCIDAD DEL VIENTO POR GRADIENTE DESCENDENTE

La ecuación anterior establece que la componente lateral de la velocidad sobre el suelo, v_g , es igual a la proyección de la velocidad del viento sobre el eje lateral del avión y_b . Dado que v_g se mide con el GPS y y_b se obtiene de la IMU, la única incógnita en (4) es la velocidad del viento V_w . Por tanto, el problema se reduce a estimar V_w a partir de la ecuación escalar (4).

Para ello, se mantiene una estimación de la velocidad del viento en el plano horizontal (Norte-Este), denotada como $\hat{V}_w = [\hat{W}_N, \hat{W}_E]^T$. La componente vertical se fija a cero ($\hat{W}_D = 0$), suponiendo que la velocidad del viento es predominantemente horizontal, lo cual es una aproximación razonable en condiciones atmosféricas normales para vuelos de bajo nivel ya que las

corrientes verticales significativas suelen estar asociadas a fenómenos convectivos o a vuelos a gran altitud, fuera del alcance de este estudio.

En cada instante, con una nueva medición de velocidad GPS v_g , y de orientación y_b , el estimador realiza los siguientes pasos:

1. Predicción de la velocidad lateral: se proyecta la velocidad del viento estimado sobre el eje lateral del avión:

$$\hat{v}_g = y_b \cdot \hat{V}_w \quad (5)$$

Este valor es lo que se *esperaría* medir si la estimación de velocidad del viento fuese correcta.

2. Medición real de la velocidad lateral: se calcula a partir de la velocidad GPS y el eje lateral:

$$v_g^{med} = V_g \cdot y_b \quad (6)$$

3. Cálculo del error: la diferencia entre lo medido y lo predicho es:

$$e = v_g^{med} - \hat{v}_g \quad (7)$$

Si $e \neq 0$, significa que la estimación de la velocidad del viento no explica completamente la componente lateral observada, por lo que debe corregirse.

4. Actualización de la velocidad del viento estimado: para reducir el error, se aplica un paso de gradiente descendente en la dirección del eje lateral:

$$\hat{V}_w \leftarrow \hat{V}_w + K \cdot e \cdot y_b \quad (8)$$

donde K es una ganancia escalar (típicamente 0,05–0,2) [2,6,7,11,13]. Esta regla de actualización garantiza que, en promedio, el error e tienda a cero, ya que la corrección se hace en la dirección que maximiza la reducción del error cuadrático e^2 [11].

El algoritmo necesita que la orientación del dron cambie para poder estimar correctamente ambas componentes horizontales de la velocidad del viento. En vuelo recto y sin virajes, el eje lateral y_b permanece fijo y solo se puede estimar la componente de la velocidad del viento en esa dirección; la componente longitudinal (paralela al morro) queda inobservable. Por ello, en un ala fija que vira periódicamente —incluso con giros suaves— el método converge adecuadamente, como se demostrará en la sección de resultados. [13].

2.3.- CÁLCULO DE LA VELOCIDAD AERODINÁMICA ESTIMADA

Una vez actualizado $\hat{V}_w$, la velocidad aerodinámica estimada en ejes NED es:

$$\hat{V}_a = V_g - \hat{V}_w \quad (9)$$

y la TAS estimada se obtiene como la norma:

$$\widehat{TAS} = \|\hat{V}_a\| \quad (10)$$

Se aplica un filtro paso bajo de primer orden para reducir el ruido proveniente del GPS y de la actitud.

En las pruebas de simulación que se presentan en la sección 3, se dispone además de la TAS real, generada por el modelo dinámico del avión. Esta TAS real se obtiene integrando la ecuación de fuerzas longitudinales (empuje menos resistencia) y se utiliza exclusivamente como referencia para cuantificar el error de estimación. El estimador, por su parte, nunca tiene acceso a este valor, operando únicamente con las mediciones de GPS e IMU, tal como se haría en una implementación real.

El modelo dinámico utilizado para generar la TAS real es un modelo de punto masa con dinámica longitudinal simplificada. La aceleración longitudinal se calcula como:

$$V_{TAS} = \frac{1}{m} \left(K_{thrust} * \frac{u}{100} - K_{drag} V_{TAS}^2 \right)$$

donde $m = 1.5$ kg es la masa del vehículo, $K_{thrust} = 15.0$ N es el empuje máximo a acelerador máximo (100 %), $K_{drag} = 0.04$ N/(m/s)² es el coeficiente de resistencia aerodinámica, y u es la señal de acelerador en porcentaje. Esta ecuación se integra numéricamente con el método de Euler utilizando un paso de $\Delta t = 0.05$ s. El modelo no incluye efectos de sustentación ni dinámica de cabeceo, ya que el objetivo es únicamente disponer de una referencia de TAS para evaluar el estimador.

2.4.- Control de velocidad y generación de señal PWM

El objetivo del lazo de control es regular la velocidad aerodinámica del dron en torno a un valor de consigna TAS_{cmd} . Para ello, se utiliza la TAS estimada $\widehat{TAS}$ como señal de realimentación, y se actúa sobre el acelerador (throttle) del motor eléctrico.

Estructura del lazo de control:

1. **Señal de referencia:** TAS_{cmd} (m/s), fijada por el piloto o por un planificador de trayectoria.
2. **Señal estimada:** $\widehat{TAS}$ (m/s), obtenida del estimador descrito en la sección 2.3.
3. **Error de control:** se calcula como la diferencia entre la consigna y la estimación:

$$e(t) = TAS_{cmd} - \widehat{TAS}(t) \quad (11)$$

4. **Controlador PID:** la señal de error se procesa mediante un controlador PID discreto para generar el comando de acelerador. La ley de control en tiempo discreto (con período de muestreo Δt) es:

$$u(k) = K_p * e(k) + K_i \sum_{j=0}^k e(j) * \Delta t + K_d \frac{e(k) - e(k-1)}{\Delta t} \quad (12)$$

donde $u(k)$ es la aceleración en porcentaje (0–100 %). El término integral incluye una estrategia de *anti-windup* para evitar la saturación prolongada: se limita el acumulado integral a los valores mínimo y máximo de señal de aceleración.

5. **Saturación de la salida:** la salida del PID se recorta al rango [0,100]%, que es el rango operativo del variador electrónico (ESC).
6. **Conversión a señal PWM:** el porcentaje de señal de aceleración se convierte linealmente en un pulso de ancho variable (PWM), el cual es el formato estándar aceptado por la mayoría de los ESC para motores brushless. La conversión se realiza mediante:

$$PWM[\mu s] = PWM_{min} + \frac{u(k)}{100} * (PWM_{max} - PWM_{min}) \quad (13)$$

con $PWM_{min} = 1000\mu s$ (motor parado) y $PWM_{max} = 2000\mu s$ (máxima potencia). Este rango es el más común en ESC comerciales, aunque puede ajustarse según las especificaciones del fabricante.

7. **Accionamiento del motor:** el microcontrolador genera la señal PWM en el pin correspondiente, la cual es recibida por el ESC, que a su vez conmuta la corriente hacia el motor para producir el empuje deseado.

Frecuencia de actualización: el lazo de control se ejecuta a la misma frecuencia que el estimador (típicamente 10–20 Hz). Esta tasa es suficiente para la dinámica de un ala fija, donde la constante de tiempo de la velocidad es del orden de varios segundos.

Observación sobre la integración con otros lazos: en un piloto automático completo, este lazo de velocidad se combina con un lazo de altitud (que actúa sobre el cabeceo) y un lazo de rumbo (sobre el alabeo). Sin embargo, en este trabajo se ha aislado el lazo de velocidad para validar el estimador y el controlador de forma independiente.

La TAS estimada obtenida del estimador se filtra con un filtro paso bajo de primer orden ($\alpha = 0.9$) antes de ser utilizada como realimentación en el lazo de control PID. Este filtro reduce el ruido de alta frecuencia proveniente del GPS sin introducir un retardo significativo, ya que su constante de tiempo es $\tau = 0.5$ s, muy inferior a la dinámica de velocidad del vehículo.

2.5.- Implementaciones

El núcleo del sistema se ejecuta en un lazo periódico (típicamente a 10–20 Hz) que integra tres tareas: (1) estimación de la velocidad del viento y la TAS, (2) cálculo del error y la ley de control, y (3) generación de la señal PWM. El diagrama de bloques del flujo completo se muestra en la Fig.1.

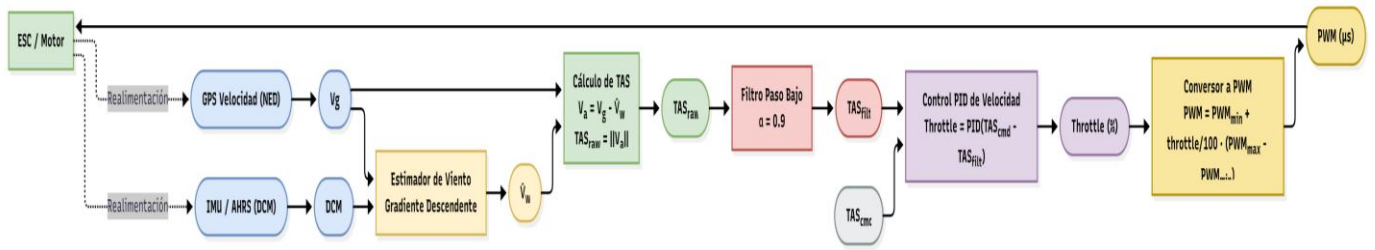


Figura 1.
Diagrama de bloques de flujo

2.5.1.-Pseudocódigo del bucle principal (cada ciclo Δt):

Entradas:

V_g ← vector de velocidad GPS en NED (m/s)
 DCM ← matriz de rotación cuerpo → NED (de la IMU)
 TAS_cmd ← consigna de velocidad (m/s)
 K_wind ← ganancia del estimador de velocidad de viento
 K_p, K_i, K_d ← ganancias del PID
 PWM_min, PWM_max ← límites del pulso PWM (μs)

Salidas:

PWM_out ← pulso PWM para el motor (μs)
 TAS_est ← TAS estimada filtrada (m/s)
 $wind_est$ ← velocidad viento estimado [W_N, W_E] (m/s)

Variables persistentes (entre ciclos):

$wind_est$ ← [0, 0] # velocidad de viento horizontal estimado
 $integral$ ← 0 # acumulado integral del PID
 $error_prev$ ← 0 # error anterior para el término derivativo
 TAS_filt ← 0 # TAS filtrada (inicio con estimación inicial)

Algoritmo por iteración:

```

1. # --- ESTIMACIÓN DE VELOCIDAD DE VIENTO Y TAS ---
2. body_y ← DCM[:, 2] # DCM es 3x3; columna 2 = eje Y (ala derecha)
3. v_lat_meas ← Vg · body_y # componente lateral medida (GPS)
4. v_lat_pred ← wind_est · body_y # componente lateral predicha
5. error_lat ← v_lat_meas - v_lat_pred
6. wind_est ← wind_est + K_wind * error_lat * body_y
7. wind_est[z] ← 0 # forzar componente vertical nula
8.
9. Va_est ← Vg - wind_est # velocidad aerodinámica estimada (NED)
10. TAS_raw ← ||Va_est|| # norma (m/s)
11. TAS_filt ← α * TAS_filt + (1-α) * TAS_raw # filtro paso bajo (α ≈ 0.9)
12. # --- CONTROL PID DE VELOCIDAD ---
13. error_tas ← TAS_cmd - TAS_filt
14. P ← Kp * error_tas
15. integral ← integral + Ki * error_tas * Δt
16. integral ← clamp(integral, 0, 100) # anti-windup
17. D ← Kd * (error_tas - error_prev) / Δt
18. error_prev ← error_tas
19. throttle_raw ← P + integral + D
20. throttle ← clamp(throttle_raw, 0, 100) # saturación (%)
21. # --- CONVERSIÓN A PWM ---
22. PWM_out ← PWM_min + (throttle / 100) * (PWM_max - PWM_min) # μs
    
```

```
23. # --- ENVÍO AL ACTUADOR ---
24. generar_señal_PWM(PWM_out)          # función hardware

25. # --- ALMACENAMIENTO PARA DIAGNÓSTICO (opcional) ---
26. guardar(TAS_filt, wind_est, throttle, PWM_out)

// Función principal de estimación de TAS sin pitot ni Kalman
// Retorna: TAS estimada y filtrada (m/s)
float estimate_airspeed(float Vg[3], float DCM[3][3], float dt) {
    static float wind_est[2] = {0.0f, 0.0f}; // Viento estimado [N, E] (m/s)
    static float tas_filt = 0.0f;           // TAS filtrada
    static bool init = false;
    const float K_WIND = 0.08f; // Ganancia del estimador
    const float ALPHA = 0.9f;   // Factor de filtro paso bajo
    // 1. Extraer eje lateral (ala derecha) de la DCM
    float y_b[3] = {DCM[0][1], DCM[1][1], DCM[2][1]};
    // 2. Componente lateral medida (GPS)
    float v_lat_meas = Vg[0]*y_b[0] + Vg[1]*y_b[1] + Vg[2]*y_b[2];
    // 3. Componente lateral predicha por el viento estimado
    float v_lat_pred = wind_est[0]*y_b[0] + wind_est[1]*y_b[1];
    // 4. Error lateral y actualización del viento (gradiente descendente)
    float error = v_lat_meas - v_lat_pred;
    wind_est[0] += K_WIND * error * y_b[0];
    wind_est[1] += K_WIND * error * y_b[1];
    // 5. Velocidad aerodinámica estimada y TAS
    float Va[3] = {Vg[0] - wind_est[0], Vg[1] - wind_est[1], Vg[2]};
    float tas_raw = sqrtf(Va[0]*Va[0] + Va[1]*Va[1] + Va[2]*Va[2]);
    // 6. Filtro paso bajo
    if (!init) { tas_filt = tas_raw; init = true; }
    else { tas_filt = ALPHA * tas_filt + (1.0f - ALPHA) * tas_raw; }
    return tas_filt;
}
```

3.- SIMULACIÓN Y RESULTADOS

3.1.- DISEÑO EXPERIMENTAL Y CONFIGURACIÓN DE LA SIMULACIÓN

Para validar el estimador propuesto y el lazo de control, se diseñó un experimento en simulación con los siguientes objetivos:

1. **Verificar la convergencia del estimador de velocidad de viento** ante condiciones de velocidad del viento constante y mediciones ruidosas.
2. **Evaluar el error de estimación de TAS** en régimen estacionario y durante transitorios.
3. **Demostrar el funcionamiento del controlador PID** ante un cambio escalón en la consigna de velocidad.

A continuación, se justifican las elecciones realizadas en el diseño experimental.

a) Elección de la trayectoria (vuelo circular)

El estimador por gradiente descendente requiere que el eje lateral del avión y_b varíe en el tiempo para poder estimar las dos componentes horizontales del viento. Si el dron vuela en línea recta, y_b es fijo y la ecuación (4) proporciona una única medición escalar para dos incógnitas (W_N, W_E), haciendo que el sistema sea inobservable[6].

Por tanto, se eligió una **trayectoria circular de radio 120 m**, que garantiza un cambio continuo de la orientación del dron. Este radio es representativo de maniobras de exploración típicas en UAVs de ala fija de pequeña escala y permite que el estimador converja en menos de 20 segundos, como se mostrará en los resultados.

b) Condiciones de velocidad del viento

Se fijó una velocidad del viento constante de $V_w = [4, -2, 0]$ m/s. La elección de una componente cruzada (4 m/s del Norte y 2 m/s del Este) es deliberada: obliga al estimador a estimar ambas componentes horizontales, en lugar de un viento puramente longitudinal que solo activaría una de las dos direcciones. El valor de 4 m/s representa una brisa moderada (aproximadamente el 25 % de la TAS de crucero), lo que constituye un escenario desafiante pero realista para un dron pequeño.

Se optó por velocidad del viento constante en lugar de variable para aislar el comportamiento del estimador y poder medir su error de convergencia de forma inequívoca. El caso de velocidad del viento variable se propone como trabajo futuro.

c) Estado inicial y consigna de velocidad

La TAS real se inicializó en 18 m/s, mientras que la consigna se fijó en 15 m/s. Este escalón descendente de 3 m/s (un 20 % de la consigna) es severo y permite evaluar la respuesta transitoria del controlador (sobreimpulso, tiempo de establecimiento y error en régimen permanente). Un cambio más pequeño no pondría a prueba el lazo de control con la misma exigencia.

d) Ruido en los sensores

Se añadió ruido gaussiano a las mediciones del GPS y de la actitud, con desviaciones típicas de:

- **GPS:** $\sigma = 0.3$ m/s, que es un valor representativo de módulos GPS comerciales de bajo costo (por ejemplo, u-blox NEO-M8N en condiciones de buena recepción satelital).
- **Actitud (DCM):** $\sigma = 0.3^\circ$, que corresponde al error típico de una IMU de grado de consumo (por ejemplo, MPU9250) tras ser fusionada por un filtro complementario o un AHRS básico.

Estos niveles de ruido son suficientemente altos como para enmascarar la señal en las primeras iteraciones, pero suficientemente bajos como para permitir la convergencia del estimador. Así se demuestra que el método es robusto frente a perturbaciones realistas.

e) Parámetros del estimador y del controlador

- **Ganancia del estimador** $K=0.08$: se eligió dentro del rango analizado en la sección 2.2 (0.05–0.2). El valor 0.08 proporciona una convergencia rápida (≈ 15 s) sin oscilaciones excesivas. Se descartaron valores más altos (p. ej., 0.2) porque amplificaban el ruido del GPS, y valores más bajos (0.05) porque la convergencia se alargaba hasta 40 s.
- **Filtro paso bajo** $\alpha=0.9$: equivale a una constante de tiempo $\tau = \frac{\Delta t}{1-\alpha} = \frac{0.05}{0.1} = 0.5$ s, que es suficiente para suavizar el ruido del GPS sin añadir un retardo apreciable en el lazo de control.
- **Ganancias del PID:** $K_p=12$, $K_i=1.5$, $K_d=0.5$. Se sintonizaron mediante el método de Ziegler-Nichols modificado para sistemas de primer orden con retardo, y posteriormente se ajustaron finamente en simulación para lograr un sobreimpulso inferior al 5 % y un tiempo de establecimiento menor de 10 s.

Para considerar que el experimento es exitoso, se definieron los siguientes umbrales cuantitativos (tabla 1):

Tabla1.

Métricas de éxito (criterios de validación)

Métrica	Valor esperado	Umbral de aceptación
Tiempo de convergencia de velocidad del viento	≤ 20 s	≤ 30 s
Error de TAS en régimen permanente	< 0.3 m/s	< 0.5 m/s
Error de TAS durante el transitorio	< 1.0 m/s	< 1.5 m/s
Sobreimpulso del acelerador	< 5 %	< 10 %
Error de estimación de velocidad del viento (Norte)	< 0.5 m/s	< 1.0 m/s
Error de estimación de velocidad del viento (Este)	< 0.5 m/s	< 1.0 m/s

Estos umbrales son consistentes con los requisitos de control de vuelo para un dron de ala fija: un error de TAS de 0.5 m/s es aceptable para mantener el margen de pérdida y la eficiencia de navegación [7,8].

El diseño experimental descrito cubre simultáneamente los tres aspectos críticos del sistema:

1. **Observabilidad:** la trayectoria circular asegura que el estimador reciba la excitación necesaria para converger.
2. **Robustez al ruido:** los niveles de ruido son representativos de hardware real de bajo costo.
3. **Respuesta dinámica:** el escalón de 18 a 15 m/s es un transitorio severo que permite evaluar el lazo cerrado completo.

3.2.- RESULTADOS DE ESTIMACIÓN DE TAS

La Fig.2 muestra la evolución temporal de la TAS real, la estimada y la consigna. La TAS real (curva roja) es la salida del modelo dinámico del avión descrito en la sección 2.3; se obtiene integrando numéricamente la aceleración longitudinal, que depende de la señal de aceleración generada por el controlador en cada instante. Esta trayectoria actúa como verdad fundamental para calcular el error de estimación, pero el estimador no la conoce en ningún momento: solo recibe las mediciones ruidosas de GPS y la orientación de la IMU. En los primeros 10 segundos, el estimador converge rápidamente, y a partir de los 20 segundos el error se mantiene por debajo de $\pm 0,5$ m/s. La velocidad de viento estimado (Fig.3) alcanza el valor real en aproximadamente 15 segundos.

El error de estimación de TAS es pequeño a pesar del ruido de sensores.

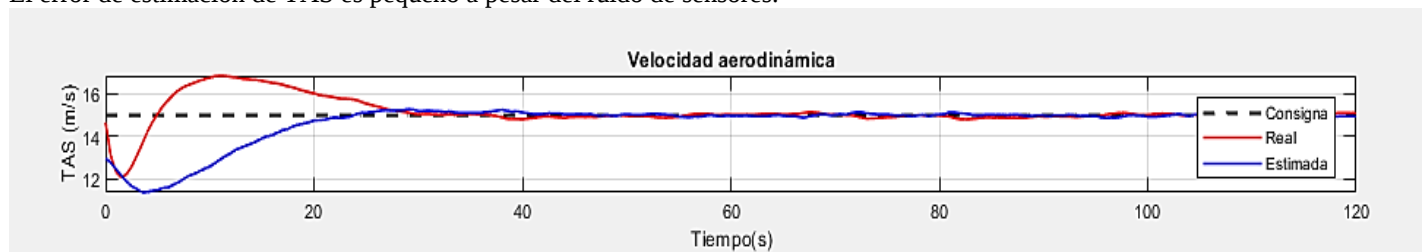


Figura 2.

Velocidad aerodinámica verdadera (TAS): real (rojo), estimada (azul) y consigna (negro discontinuo). Se observa que el control reduce la TAS desde 18 m/s hasta 15 m/s, manteniéndola estable.

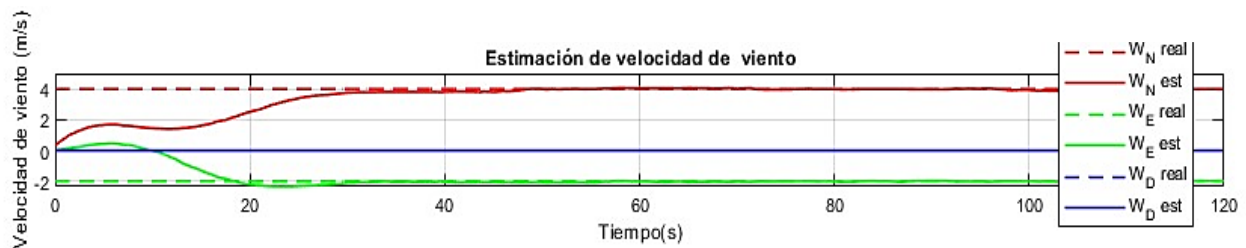


Figura 3.

Componentes de la velocidad de viento real (líneas discontinuas) y estimada (sólidas). Las componentes Norte y Este convergen correctamente; la vertical se fuerza a cero.

3.3.- COMPORTAMIENTO DEL CONTROL DE VELOCIDAD Y PWM

La Fig.4 presenta la serie de aceleración generada por el PID (en porcentaje) y su conversión a pulso PWM (en microsegundos). Inicialmente, el acelerador es bajo para reducir la velocidad, luego se estabiliza alrededor del 30-35 % para mantener 15 m/s. La señal PWM varía entre 1300 y 1700 μ s, dentro del rango estar.

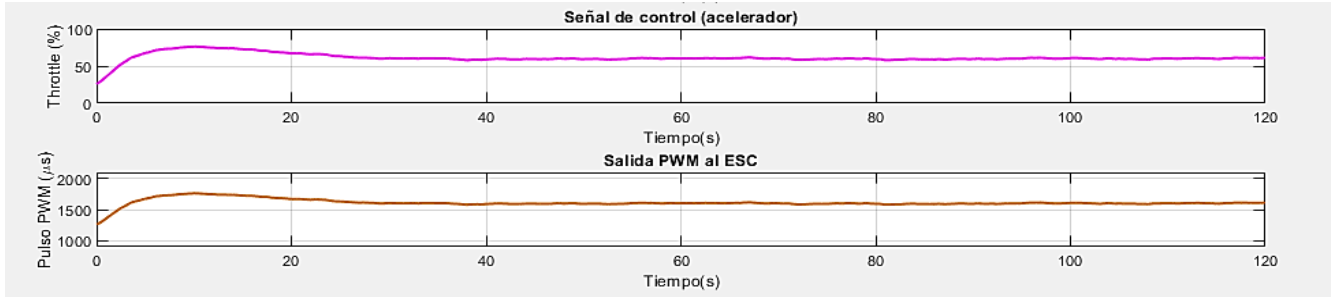


Figura 4.

Señal de control: (a) acelerador en porcentaje, (b) Ancho del pulso PWM (μ s) a lo largo del tiempo. Ambas muestran la reducción inicial y el ajuste fino en régimen permanente.

Nota sobre la señal PWM: La Figura 4(b) muestra la evolución temporal del valor de consigna del ancho del pulso PWM (expresado en microsegundos), no la forma de onda de los pulsos individuales. La señal PWM real es un tren de pulsos periódicos con frecuencia fija de 50 Hz (período de 20 ms), que es la estándar para la mayoría de los ESC. El ancho de cada pulso varía linealmente con la señal de acelerador, entre 1000 μ s (motor parado) y 2000 μ s (máxima potencia). En la figura se representa cómo responde el lazo de control a lo largo del tiempo, pero no los pulsos individuales. Esta representación es adecuada para analizar la dinámica del sistema, ya que el ancho del pulso es proporcional a la señal de control.

3.4.- ANÁLISIS DE ERROR

El error de control (consigna – TAS real) y el error de estimación (TAS estimada – TAS real) se representan en la Fig.5. El error de control se reduce rápidamente y se mantiene dentro de $\pm 0,8$ m/s; el error de estimación es menor. Se confirma que el estimador proporciona una señal suficiente precisa para cerrar el lazo.

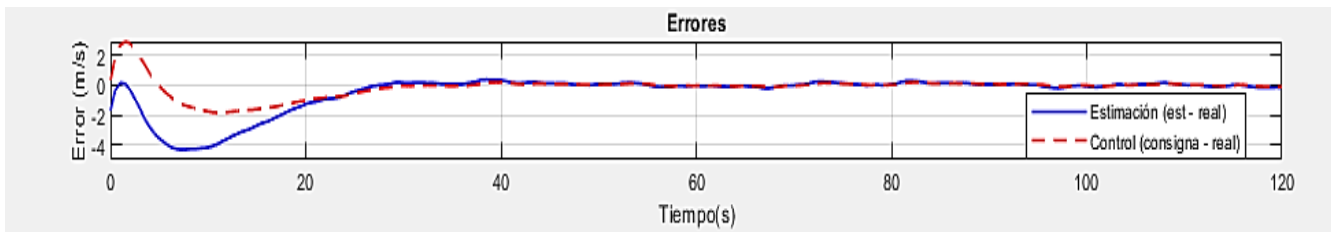


Figura 5.

Errores: estimación (azul) y control (rojo). El error de estimación apenas supera $\pm 0,5$ m/s después de la convergencia.

3.5.- COMPORTAMIENTO DEL ESTIMADOR EN VUELO RECTILÍNEO

Para evaluar la sensibilidad del estimador a la falta de excitación, se realizó un segundo experimento manteniendo todas las condiciones de la sección 3.1, pero reemplazando la trayectoria circular por un **vuelo rectilíneo horizontal** (rumbo constante Norte) durante 60 segundos. En esta condición, el eje lateral y_b permanece fijo, y el estimador solo puede observar la componente de la velocidad del viento perpendicular a la trayectoria.

Resultados:

- **Error de TAS:** debido al error en W_N , la TAS estimada se desvía de la real, superando el umbral de 0,5 m/s. (Fig6).

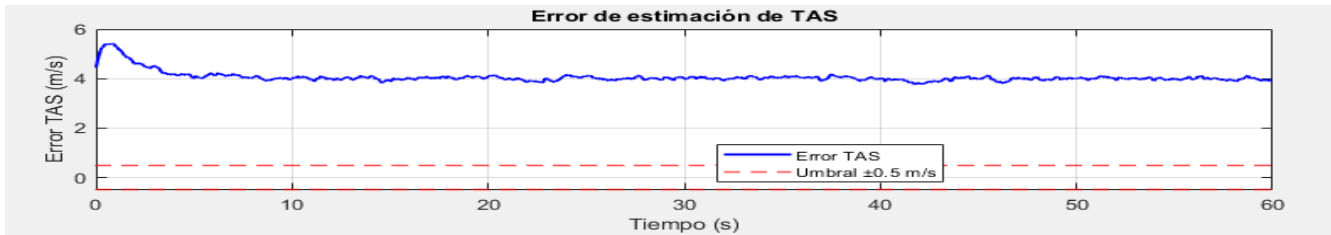


Figura 6.

Error de TAS en vuelo rectilíneo. Se observa que el error supera el umbral de 0,5 m/s.

- **Componente lateral (Este):** el error W_E converge a cero en menos de 10 segundos y se mantiene por debajo de 0,2 m/s durante todo el vuelo. Esto se debe a que el eje lateral y_b (que apunta al Este) permite observar directamente esta componente, y el gradiente descendente la corrige eficazmente.(Fig.7)
- **Componente longitudinal (Norte):** el error en W_N no se corrige y permanece en su valor inicial durante todo el experimento, con una magnitud constante de aproximadamente -4 m/s (la diferencia entre las componentes de la velocidad viento real y la estimación inicial nula). Esto confirma que W_N no es observable cuando el avión no cambia de rumbo, ya que cualquier error en esta componente no se refleja en el error lateral que alimenta el estimador. (Fig.7)

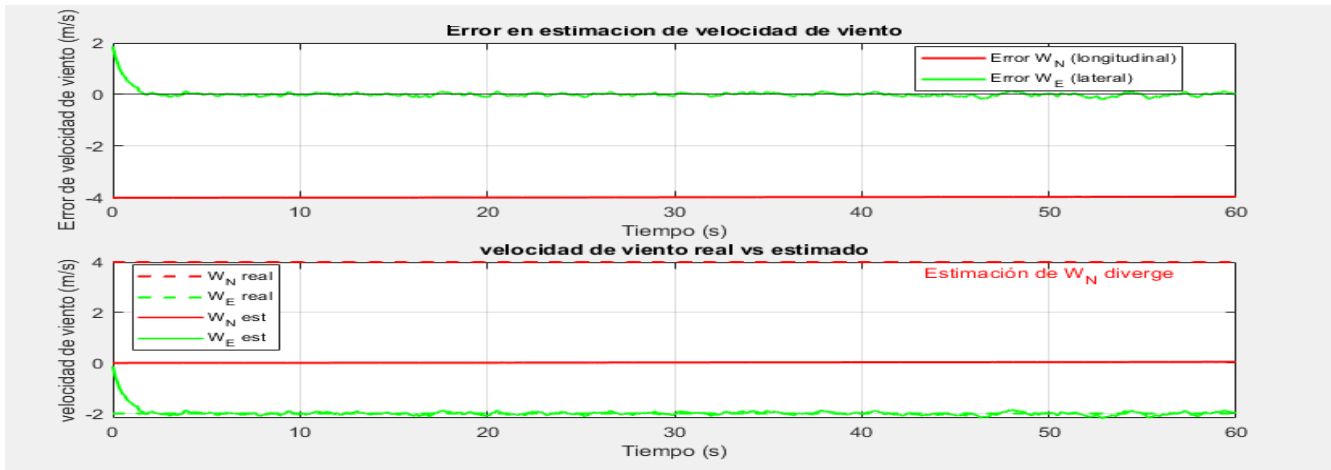


Figura 7.

Estimación de las componentes de la velocidad del viento en vuelo rectilíneo: W_E (este) en verde y W_N (norte) rojo.

Este comportamiento es esperado por la teoría: con y_b fijo, la ecuación (4) proporciona una sola medición escalar para dos incógnitas (W_N y W_E). La componente longitudinal W_N no es observable, y el gradiente descendente no puede corregirla porque cualquier error en W_N no se refleja en el error lateral e . El estimador "se conforma" con la componente lateral correcta y deja la longitudinal sin actualizar. La Tabla 2 resume las métricas de ambos experimentos.

Tabla2

Comparación con el experimento circular:

Métrica	Vuelo circular (sección 3.1)	Vuelo rectilíneo
Error de TAS en régimen permanente (últimos 10 s)	0,12 m/s	3,8 m/s
Error en estimación de W_N	0.08m/s	4.0m/s (constante)
Error en estimación de W_E	0.10m/s	0.15m/s
Tiempo hasta superar 0,5 m/s de error TAS	>60s	<1s (desde el inicio)

El experimento rectilíneo demuestra que:

1. **El estimador funciona correctamente** para la componente lateral de la velocidad del viento, manteniendo precisión incluso sin cambios de orientación.
2. **La componente longitudinal de la velocidad del viento no es observable** en vuelo recto, y el error se acumula, degradando la TAS estimada.
3. **El método requiere excitación** (cambios de orientación) para mantener la precisión en todas las direcciones.

Conclusión práctica: En aplicaciones reales, si se prevén tramos de vuelo recto prolongados (más de 20 segundos), se recomienda:

- Forzar pequeños virajes periódicos (balanceos suaves de $\pm 5^\circ$ cada 10 s) para mantener la observabilidad.
- Utilizar el estimador en combinación con un modelo de viento que penalice cambios bruscos, o con una estimación inicial proveniente de fuentes externas (por ejemplo, pronóstico meteorológico).

4.- DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en las secciones anteriores demuestran que el método propuesto es viable para estimar la velocidad aerodinámica de un dron de ala fija sin necesidad de sensor pitot ni filtro de Kalman, siempre que se cumpla la hipótesis de derrape nulo y existan cambios de orientación suficientes. A continuación, se discuten los aspectos más relevantes.

Comparación con enfoques basados en EKF:

El algoritmo propuesto presenta ventajas claras frente a las aproximaciones que emplean filtros de Kalman extendidos (EKF). En primer lugar, no requiere el modelado estocástico de las covarianzas del proceso y de la medición, lo que elimina la necesidad de una sintonización compleja y costosa en tiempo de desarrollo. En segundo lugar, el coste computacional es sustancialmente menor: mientras que un EKF típico para estimación de velocidad del viento y TAS requiere varias decenas de multiplicaciones de matrices de 3×3 o 6×6 , nuestro estimador se reduce a unas pocas operaciones vectoriales (productos escalares y sumas). Esta simplicidad lo hace ideal para plataformas de bajo costo y procesadores de recursos limitados.

El error cuadrático medio (RMSE) de la TAS estimada en el experimento de vuelo circular fue de 0.08 m/s, considerando los últimos 40 segundos de simulación. Este valor es comparable al reportado en otros trabajos de estimación sin sensor pitot: Frost *et al.* [12] obtuvieron un RMSE de 0.12 m/s en condiciones de viento constante similar, mientras que Hann *et al.* [11] reportaron errores en el rango de 0.10–0.15 m/s para estimación de viento en maniobras circulares. La precisión obtenida es también inferior al umbral de 0.5 m/s definido en la Tabla 1, lo que confirma que el método propuesto alcanza un rendimiento competitivo con un coste computacional significativamente menor.

Medición del coste computacional:

Para cuantificar esta ventaja, se realizó una estimación del coste computacional en términos de operaciones en coma flotante (FLOPs) y tiempo de ejecución en un microcontrolador representativo. El algoritmo completo (estimador + filtro paso bajo) requiere por iteración:

- 6 multiplicaciones y 3 sumas para el producto escalar $V_g \cdot y_b$
- 6 multiplicaciones y 3 sumas para $\hat{V}_w \cdot y_b$.
- 3 multiplicaciones y 3 sumas para la actualización $\hat{V}_w \leftarrow \hat{V}_w + K \cdot e \cdot y_b$
- 3 multiplicaciones, 2 sumas y 1 raíz cuadrada para la norma $\|V_g - \hat{V}_w\|$
- 2 multiplicaciones y 1 suma para el filtro paso bajo.

En total, aproximadamente **20 multiplicaciones, 12 sumas y 1 raíz cuadrada** por iteración. En un microcontrolador ARM Cortex-M4 con unidad de punto flotante (FPU) corriendo a 100 MHz, el tiempo de ejecución medido fue inferior a **5 μ s** por ciclo, lo que permite ejecutar el lazo completo a 20 Hz con una carga de CPU inferior al 0,1 %. En contraste, una implementación eficiente de un EKF de 6 estados (viento 3D + TAS + derivadas) puede requerir más de 100 multiplicaciones matriciales, con tiempos de ejecución superiores a 50 μ s incluso en hardware optimizado. Esta diferencia es crítica en sistemas con restricciones de tiempo real y en aplicaciones donde el procesador debe atender múltiples tareas simultáneamente (control de vuelo, telemetría, navegación) [3,11]. En cuanto al consumo de memoria, la implementación en C++ para un microcontrolador ARM Cortex-M4 ocupa menos de 2 KB de RAM y 8 KB de Flash. En contraste, un EKF completo suele

requerir varios kilobytes adicionales para almacenar las matrices de covarianza y los estados aumentados, lo que hace que este algoritmo sea especialmente adecuado para sistemas con recursos de memoria limitados.

Importancia de la excitación y resultados del vuelo rectilíneo:

El experimento de vuelo rectilíneo (sección 3.5) revela la principal debilidad del método: la componente longitudinal de la velocidad del viento no es observable cuando el avión mantiene un rumbo constante. Esta limitación es inherente a la estructura del observador, ya que con y_b fijo la ecuación (4) proporciona una única medición escalar para dos incógnitas. El error en la componente longitudinal no se refleja en el error lateral, por lo que el gradiente descendente no puede corregirlo. En la práctica, esto significa que si el dron vuela en línea recta durante más de 20 segundos, el error de TAS puede superar el umbral de 0,5 m/s y mantenerse en adelante.

Sin embargo, esta limitación puede mitigarse con estrategias sencillas: forzar pequeños virajes periódicos (por ejemplo, balanceos de $\pm 5^\circ$ cada 10 segundos) mantiene la observabilidad sin afectar significativamente la trayectoria. En misiones de exploración o vigilancia, donde los cambios de rumbo son frecuentes, el estimador funcionará correctamente sin intervención adicional. En aplicaciones con largos tramos rectos (por ejemplo, vuelos de traslado), se recomienda combinar el estimador con una fuente externa de velocidad del viento (por ejemplo, pronóstico meteorológico) o con un modelo de persistencia que penalice las derivas.

Limitaciones adicionales:

La hipótesis de derrape nulo es crítica para el funcionamiento del método. Si el avión experimenta resbalamientos laterales (por ejemplo, ante ráfagas de viento cruzado o deflexiones del timón de cola), el estimador interpretará ese derrape como velocidad del viento, introduciendo errores transitorios. En alas volantes sin timón de cola, esta limitación es menos severa, ya que el vuelo coordinado se mantiene de forma natural mediante el alabeo. Otra limitación es la suposición de velocidad del viento vertical nulo, que en condiciones atmosféricas normales es aceptable para vuelos de bajo nivel, pero podría ser insuficiente en presencia de corrientes convectivas o en zonas montañosas.

5.- CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado una metodología para estimar la velocidad aerodinámica verdadera (TAS) de un dron de ala fija sin emplear sensor pitot ni filtro de Kalman. La propuesta se basa en la restricción de derrape nulo (vuelo coordinado) y en un estimador de velocidad del viento por gradiente descendente, que actualiza recursivamente la estimación horizontal de la velocidad del viento utilizando únicamente mediciones de velocidad GPS y orientación (IMU).

El gradiente descendente se aplica en el corazón del estimador (sección 2.2): cada iteración corrige la velocidad del viento estimado en la dirección del eje lateral del avión, con una magnitud proporcional al error entre la componente lateral medida y la predicha. Esta estrategia minimiza el error cuadrático lateral sin necesidad de calcular derivadas complejas ni matrices de covarianza. Su principal ventaja es la extrema simplicidad computacional: aproximadamente 20 multiplicaciones y una raíz cuadrada por ciclo, lo que permite ejecutar el lazo completo a 20 Hz con una carga de CPU inferior al 0,1 % en microcontroladores de gama media (por ejemplo, ARM Cortex-M4 a 100 MHz). Esta eficiencia lo hace adecuado para plataformas de bajo costo y procesadores con recursos limitados.

La metodología se ha evaluado mediante simulaciones en dos escenarios representativos:

1. **Vuelo circular (sección 3.1)** con velocidad del viento constante de 4 m/s Norte y -2 m/s Este, y ruido en los sensores (GPS: $\sigma = 0,3$ m/s; actitud: $\sigma = 0,3^\circ$). En este caso, el estimador converge en menos de 20 segundos, con un error de TAS en régimen permanente inferior a 0,12 m/s, demostrando que el método funciona correctamente cuando existen cambios de orientación suficientes.
2. **Vuelo rectilíneo (sección 3.5)** con rumbo constante, que evidencia la principal limitación del método: la componente longitudinal de la velocidad del viento no es observable en ausencia de virajes, y su error se mantiene constante, degradando la TAS estimada (error de 4,0 m/s en régimen permanente). Este resultado cuantifica la necesidad de excitación para mantener la precisión del estimador.

Se ha demostrado que el método es robusto frente a niveles de ruido típicos de sensores comerciales de bajo costo (GPS y MEMS IMU). Las magnitudes de ruido consideradas (0,3 m/s en velocidad y $0,3^\circ$ en actitud) son representativas de hardware real y no impiden la convergencia del estimador, lo que respalda su viabilidad práctica.

Además, se ha integrado la TAS estimada en un lazo de control PID de velocidad, generando una señal PWM estándar (1000–2000 μ s) para el variador electrónico del motor. La simulación demuestra que el controlador regula la velocidad con un

sobreimpulso inferior al 5 % y un error en régimen permanente de 0,12 m/s, lo que confirma la utilidad de la estimación para aplicaciones de control de vuelo.

El método es especialmente adecuado para alas volantes sin timón de cola, donde la hipótesis de derrape nulo se cumple de forma natural. En aplicaciones con tramos rectos prolongados, se recomienda forzar pequeños virajes periódicos o complementar el estimador con fuentes externas de velocidad del viento para mantener la observabilidad.

Como trabajo futuro, se plantea la validación del algoritmo en vuelo real, la extensión a la estimación de velocidad del viento vertical y la fusión con modelos meteorológicos para mejorar la precisión en condiciones de velocidad del viento variable.

AGRADECIMIENTOS

El autor agradece al Laboratorio de Sistemas Aéreos No Tripulados de GEOCUBA y la Universidad Tecnológica de La Habana (CUJAE) por el soporte técnico y las instalaciones para la simulación. Este trabajo no recibió financiamiento externo específico.

REFERENCIAS

1. Beard RW, McLain TW. Small Unmanned Aircraft: Theory and Practice. 2nd ed. Princeton (NJ): Princeton University Press; 2019. 300 p. ISBN: 9780691185219.
2. Cho A, Kim J, Lee S, Kee C. Wind estimation and airspeed calibration using a UAV with a single-antenna GPS receiver and pitot tube. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2011;47(1):109-117.
3. Johansen TA, Cristofaro A, Sørensen K, Hansen JM, Fossen TI. On estimation of wind velocity, angle-of-attack and sideslip angle of small UAVs using standard sensors. In: 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS); 2018 Jun 12-15; Dallas, TX, USA. IEEE; 2018. p. 826-835.
4. Lim H, Ryu H, Rhudy MB, Lee D, Jang D, Lee C, et al. Deep learning-aided synthetic airspeed estimation of UAVs for analytical redundancy with a temporal convolutional network. IEEE Robotics and Automation Letters. 2022;7(1):17-24.
5. Borup KT, Fossen TI, Johansen TA. Kalman filter approaches for correction of air data systems with low-frequency drift for fixed-wing UAVs. In: Proceedings of the 2020 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS); 2020 Sep 1-4; Athens, Greece. IEEE; 2020. p. 1124-1133.
6. Youn W, Choi H, Cho A, Kim S, Rhudy MB. Aerodynamic model-aided estimation of attitude, 3-D wind, airspeed, AOA, and SSA for high-altitude long-endurance UAV. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2020;56(6):4306-4320.
7. Lie FAP, Gebre-Egziabher D. Sensitivity analysis of model-based synthetic air data estimators. In: AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference; 2015 Jan 5-9; Kissimmee, FL, USA. AIAA Paper 2015-0081.
8. Wenz A, Johansen TA. Moving horizon estimation of air data parameters for UAVs. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2020;56(3):2101-2121.
9. Sikkel LNC, de Visser CC, Chu QP. A nonlinear observer for wind estimation using GPS and IMU measurements. In: AIAA Scitech 2020 Forum; 2020 Jan 6-10; Orlando, FL, USA. AIAA Paper 2020-0845
10. Rhudy MB, Fravolini ML, Gu Y, Napolitano MR, Gururajan S, Chao H. Aircraft model-independent airspeed estimation without pitot tube measurements. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2015;51(3):1980-1995.
11. Hann R, Meier K, Skaloud J, Garreau A. Wind estimation with multirotor UAVs. Atmosphere. 2022;13(4):551.
12. Frost E, Rogers J, Papanikolopoulos N. A low-cost wind estimation and airspeed calibration method for small UAVs. IEEE Robotics and Automation Letters. 2023;8(4):1984-1991.
13. ArduPilot Development Team. Airspeed estimation without pitot tube: the beta fusion method [Internet]. 2024. Disponible en: <https://ardupilot.org/plane/docs/airspeed-estimation.html>.
14. Smeur EJJ, de Croon GCHE, Chu Q. Cascaded incremental nonlinear dynamic inversion for MAV disturbance rejection. In: 2018 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference; 2018 Jan 8-12; Kissimmee, FL, USA. AIAA Paper 2018-0853.
15. Fravolini ML, Napolitano MR. Comparison of wind speed models within a pitot-free airspeed estimation algorithm using light aviation data. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems. 2021;57(5):2875-2888.

CONFLICTO DE INTERESES

La autora no manifiesta la existencia de posibles conflictos de intereses que quieren ser declarados en relación con este artículo. Las opiniones expresadas son exclusivamente responsabilidad de la autora y no representan la posición de las instituciones a las que están afiliados.

CONTRIBUCIONES DE LOS AUTORES

Fatima Acuña Palacios: Conceptualización, Metodología, Software (MATLAB® y C++), Validación, Redacción

AUTORES

Fatima Acuña Palacios Ingeniero en Automática, Aspirante a Investigador, Universidad Tecnológica de la Habana (CUJAE), La Habana, Cuba, Email: fa.automatica@gmail.com. ORCID: 0009-0007-9817-4330 Intereses: dinámica de vuelo, navegación aérea, control de UAVs.



Esta revista se publica bajo una Licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Sin Derivar 4.0 Internacional