

Implementación de algoritmos predictivos de control de vuelo en UAVs

Patricia López Torres, Alejandro Muñoz Cueva, Alicia Arce y Ricardo Galán

FUNDACIÓN AYESA

Área temática: Sistemas de control y comunicaciones.

Para poder dotar a los UAVs de una mayor autonomía en vuelo es necesario incorporar algoritmos de control que permitan seguir trayectorias y otras funcionalidades más avanzadas tales como esquivar obstáculos. Entre los algoritmos existentes, los métodos predictivos basados en modelos han sido estudiados en diferentes artículos científicos, pero hay falta de datos experimentales que analicen su adecuada implementación en tiempo real. Dichos métodos predictivos (MPC) presentan unas características que los hacen muy adecuados para el control de vuelo de UAVs, como son el tratamiento matemático de restricciones en forma explícita y de predicciones de las trayectorias y eventos. Además, la formulación de estos algoritmos es muy versátil y permiten explotar funcionalidades avanzadas como el consumo de energía, la calidad de las estimaciones de la posición, la pérdida de datos y la capacidad de esquivar obstáculos.

Este trabajo está centrado en la implementación en tiempo real de diferentes estrategias de control basados en algoritmos predictivos en un UAV de baja firma comercial y la comparación de los resultados obtenidos con un controlador comercial. En concreto, se han implementado cinco escenarios basados en control predictivo con distintas funcionalidades: 1- Seguimiento de trayectorias dinámicas; 2- Seguimiento de trayectorias minimizando energía; 3- Seguimiento de trayectorias minimizando energía y capacidad para esquivar colisiones; 4- Seguimiento de trayectoria para maximizar la calidad de la información procesada por la cámara en interior (posicionamiento y/o detección de obstáculos); 5- Seguimiento de trayectorias con algoritmo de reconstrucción de datos.

Finalmente, este estudio presenta resultados experimentales que comparan el comportamiento de los algoritmos frente a los requerimientos computacionales.

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el número de actividades en las que se emplean UAVs (Unmanned Aerial Vehicle) se encuentra en auge, desarrollándose numerosas aplicaciones en las que estas aeronaves tienen un papel protagonista. No obstante, en la mayoría de ellas, los UAVs son pilotados de forma remota entre otros motivos por la legislación vigente en ciertos países. Técnicamente los vuelos en remoto limitan el ámbito de la aplicación debido al alcance de las comunicaciones de radiofrecuencia y que la aeronave deba estar a la vista del piloto. El campo de aplicación de UAVs puede ser ampliado si se dota a las aeronaves de autonomía, lo cual se traduce en un aumento importante de las tareas que pueden realizar. Un paso fundamental en la búsqueda de una mayor autonomía es el desarrollo de un controlador de vuelo capaz de comandar las acciones necesarias para que la aeronave sea capaz de seguir una trayectoria deseada. Actualmente, existen ya sistemas que son capaces de poder realizar efectivamente este seguimiento de trayectorias y algunos de ellos son comerciales, pero hay un extenso campo de investigación en la dotación de más funcionalidades que permitan sortear obstáculos dinámicos y etc...

En general el diseño de un sistema de control es un problema complejo de abordar, razón por la cual una de las estrategias más extendidas en UAVs es dividir el mismo en diferentes niveles (1). Este trabajo está centrado en aeronaves multi-rotores propulsadas eléctricamente y en concreto para este caso, el nivel más bajo de control es el encargado de controlar los 4 movimientos básicos de cualquier UAV para mantener la estabilidad: *roll* (giro alrededor del eje X), *pitch* (giro alrededor del eje Y), *yaw* (giro alrededor del eje Z) y la altura de vuelo de la aeronave. Al ser dichos movimientos independientes, cada uno de ellos suele tener su propio controlador. En el nivel superior se encuentra un control de navegación, que es el encargado de comandar las acciones de control necesarias para posicionar la aeronave en un punto del espacio (X, Y, Z). El controlador en X proporciona como salida la referencia para el controlador en pitch de bajo nivel, mientras que el controlador en Y las proporciona para el controlador de roll del nivel inferior, consiguiendo así que las inclinaciones de la aeronave den como resultado el movimiento de la misma hacia el punto deseado. La figura 1 presenta el esquema general de un sistema de control multinivel para UAVs. En ella se muestra que el control de alto nivel calcula las consignas de *roll* (ρ), *pitch* (δ), *yaw* (θ), y *empuje vertical* (\dot{Z}), que son las referencias del controlador de bajo nivel para calcular la potencia de los 4 rotores necesaria para alcanzar estas consignas.

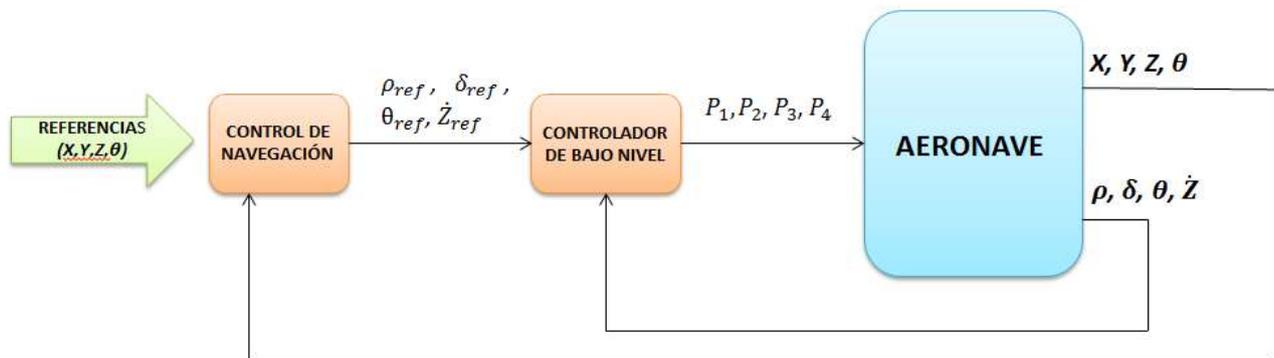


Figura 1: Esquema de control general de una aeronave.

Tradicionalmente, en el campo de los UAVs, las estrategias de control empleadas han sido basadas en PID (2). Un controlador PID (proporcional, integral, derivativo) es un mecanismo de control por realimentación que calcula el error entre un valor medido y el valor de referencia, para aplicar una acción correctora adecuada al sistema. Cada nivel de control suele contar con diferentes controladores PID ajustados a cada movimiento. Una de las características principales de este controlador es que no necesita el modelo del sistema que se desea controlar y por tanto tiene la ventaja de que es un controlador fácil de implementar.

Para el seguimiento de trayectorias con estrategias PID, se suele emplear un bloque secuenciador de *waypoints* o puntos por los que se desea que pase la aeronave (3). Este bloque tiene como entradas la posición actual, el conjunto de posiciones deseadas y la posición que estamos intentando alcanzar. Con estas entradas se analiza si la posición actual de la aeronave es la que se quiere conseguir. De ser así, se pasa a intentar alcanzar la siguiente posición. De lo contrario, el bloque devuelve como *waypoint* seleccionado el mismo que se pretendía alcanzar.

Sin embargo, existen técnicas de control más sofisticadas que pueden presentar características muy interesantes para el control de vuelo de UAVs. En concreto, el control predictivo basado en modelos (MPC) es una técnica de control cuyo uso en determinadas disciplinas se ha hecho cada vez más habitual con el paso de los años, debido a que aporta una serie de ventajas fundamentales con respecto a otras estrategias de control tradicionales (4). La principal característica de un controlador predictivo es que contiene un modelo interno del sistema a controlar utilizado para

estimar la respuesta futura del sistema ante cada posible acción de control a realizar, razón por la cual se le denomina predictivo.

Otra de las características distintivas de los MPC es que se trabaja con los conceptos de horizonte de predicción y horizonte de actuación. Mientras que los PIDs y otras técnicas tradicionales de control calculan las acciones a realizar en base a una única referencia, el control predictivo se basa en la búsqueda de una serie de múltiples referencias en distintos instantes de tiempo, cuyo número depende del horizonte de predicción. Así, gracias al modelo interno del sistema del que dispone el controlador predictivo, éste calcula las acciones de control a realizar a lo largo del horizonte de actuación, para conseguir que el estado del sistema a lo largo del horizonte de predicción se parezca lo máximo posible a las referencias buscadas. El control predictivo además utiliza optimización matemática del problema garantizando siempre que la solución es el óptimo global. De esta forma, el controlador realiza una serie de iteraciones internas para calcular la serie óptima de acciones de control a realizar, basándose en el modelo del sistema, y aplica la primera de ellas en cada instante. Además, otra ventaja fundamental de los controladores predictivos es la capacidad para incluir restricciones de forma explícita, tanto como valores límites en las salidas como para las acciones de control, limitando su velocidad de variación o su valor absoluto.

La mencionada iteración en el cálculo de las acciones de control, especialmente al incluir restricciones, ha supuesto tradicionalmente una limitación debido al tiempo de cálculo necesario. Éste es el motivo de que su aplicación sea muy habitual en sistemas cuya dinámica no es especialmente rápida, como es el caso de la industria química o la industria de procesos. Sin embargo, el exponencial avance en las técnicas de optimización cuadrática experimentado en los últimos años junto con nuevas formulaciones del MPC explícitas permite agilizar en gran medida el tiempo de cálculo y, por tanto, acercar esta técnica a otras disciplinas con dinámicas mucho más rápidas, como es el caso de los vehículos aéreos no tripulados (5).

En los últimos tiempos han aparecido algunos estudios que pretenden aplicar las técnicas predictivas al control de navegación de los UAVs (6). Sin embargo, la aplicación de estas técnicas al seguimiento de trayectorias por parte de UAVs aún no es muy habitual, debido a la complejidad que a menudo entraña obtener un modelo fiable de un sistema complejo, y al creciente tiempo de cálculo al aumentar el número de variables del modelo.

Este artículo se centra en la implementación en tiempo real de diferentes estrategias de control basadas en algoritmos predictivos en un UAV de baja firma comercial, utilizando modelos simples y buscando la simplicidad computacional. Así, se presentan distintas aplicaciones del control predictivo sobre un UAV y la demostración de los resultados obtenidos con cada una de ellas, mostrando para ello una serie de simulaciones efectuadas sobre un modelo de la plataforma, así como resultados experimentales obtenidos de aplicar las estrategias sobre la plataforma real. Se pretende así mostrar la amplia variedad de posibilidades que ofrece esta potente técnica de control, aplicada a la navegación de un vehículo aéreo no tripulado.

Así, el apartado 3 presenta una estrategia de control predictivo para el seguimiento de trayectorias por parte de un UAV comercial, así como una descripción más profunda de las características y matemática de este tipo de técnicas. Posteriormente, se presentan estrategias para conseguir funcionalidades más avanzadas mediante la explotación de las características del control predictivo. Se presentan así modificaciones que permitan esquivar obstáculos que puedan aparecer en la trayectoria comandada (apartado 4), dotar a la aeronave de un algoritmo de recuperación de datos para casos en los que no se obtenga información de los sensores (apartado 5), minimizar la energía a lo largo de la trayectoria (apartado 6), y maximizar la calidad de la información recibida por el sensor óptimo del UAV (apartado 7).

2. PLATAFORMA EMPLEADA Y MODELO DE LA MISMA

El UAV elegido para la implementación en tiempo real de diferentes estrategias de control basadas en algoritmos predictivos es un Parrot AR.Drone 2.0. Se trata de una plataforma comercial de bajo coste, que tiene un peso de entre 380 y 400 gramos (en función de la carcasa que se decida colocar) y una autonomía de vuelo de unos 15 minutos. El cuadricóptero cuenta con una serie de sensores que le permiten estimar su posición y velocidad. Está equipado con un giroscopio, un acelerómetro, un magnetómetro, un sensor de presión, sensores de ultrasonido para medir la altura y dos cámaras, una frontal y otra situada en la parte inferior de la aeronave. Además, cuenta con un receptor GPS para poder realizar un posicionamiento más preciso en exteriores.



Figura 2: Imagen del Parrot A.R.Drone 2.0 utilizado.

Las estrategias de control presentadas en este trabajo se centran en aplicaciones en interior. Por tanto, el UAV requiere de un sistema de posicionamiento específico para interiores debido a que el receptor GPS no tiene cobertura en interiores. El posicionamiento en interiores de robots móviles, ya sean aéreos o terrestres, es uno de los problemas más estudiados de la robótica a día de hoy. Para solventar este problema se suelen emplear sensores de visión o láser, siendo estos últimos de un coste elevado. Aprovechando que el cuadricóptero cuenta con una cámara frontal se ha decidido realizar la estimación de la posición mediante visión. Para ello, se ha optado por utilizar el *framework* ROS (Robotic Operating System) (7) junto con el proyecto *open source* llamado *tum_ardrone* (8). Este proyecto utiliza la técnica PTAM (Parallel, Tracking And Mapping) (9) para el posicionamiento. Se ha decidido emplear esta técnica debido a las grandes ventajas que presenta a la hora de operar en entornos desconocidos, ya que mediante ella el UAV es capaz de posicionarse en interiores sin necesidad de tener previamente un mapa de la zona y sin tener que emplear marcadores de ningún tipo.

A través de la cámara se recogen diferentes imágenes, en las que el algoritmo de posicionamiento de interiores busca una serie de puntos característicos que utiliza como referencia. Estos puntos característicos deben ser fácilmente identificables por el sistema de visión del UAV, con el fin de que puedan ser encontrados en distintas imágenes. De esta forma, el UAV es capaz de posicionarse en el entorno que va sobrevolando, y estimar su desplazamiento. El inconveniente del posicionamiento basado en visión es que la calidad del mismo depende en gran medida del entorno. Si la aeronave debe posicionarse en un entorno con malas condiciones de luz, o en el que no haya

muchos objetos que el algoritmo pueda utilizar para obtener puntos característicos, el resultado de la estimación puede no ser adecuado.

Por otro lado, el modelado del sistema juega un papel fundamental en este trabajo, debido a que las estrategias de control están basadas en MPC, y como ya se explicó anteriormente, este tipo de controladores se basan en un modelo para poder realizar las predicciones. Además, antes de implementar los algoritmos en el sistema real, se desarrolló un simulador en el entorno Matlab/*Simulink*. En este entorno de simulación aparecen dos modelos: uno utilizado por el MPC para calcular las acciones de control, y otro empleado para simular el comportamiento de la aeronave ante dichas acciones de control. El modelo empleado para validar los controladores implementados es el proporcionado en (10). Por otro lado, el MPC necesita un modelo del sistema para calcular las acciones de control óptimas a aplicar, el cual ha sido obtenido de forma experimental para el *Parrot A.R.Drone 2.0* utilizado. La identificación del sistema se ha llevado a cabo mediante varias pruebas de vuelo, con diferentes velocidades y con el objetivo de conseguir los parámetros necesarios para modelar el sistema. Gracias a que los movimientos básicos de la aeronave están desacoplados, el modelado se ha realizado identificando una función de transferencia para cada uno de ellos. Posteriormente, estas funciones se convierten a espacio de estados para facilitar la implementación en el controlador MPC. El hecho de que no se haya utilizado el mismo modelo experimental tanto en el MPC como en la simulación de las respuestas del sistema se debe a que de esta forma se consigue un escenario más realista, ya que se simula que el modelo empleado en el cálculo del MPC no define perfectamente el sistema real al que se aplican las acciones de control.

Emplear un UAV comercial presenta como inconveniente a la hora de implementar los algoritmos que el acceso al controlador de bajo nivel está restringido. Por ello el modelo incluye el nivel bajo de control encargado de la estabilidad y considerado como “caja negra”.

3. SEGUIMIENTO DE TRAYECTORIAS UTILIZANDO UN MPC

Como se ha comentado previamente, se ha desarrollado un controlador predictivo basado en modelo (MPC) para el seguimiento de trayectorias tomando como sistema el *Parrot ARdrone 2.0*. En este caso se pretende mostrar la validez de esta estrategia de control para el seguimiento de trayectorias predefinidas, mientras que en los sucesivos apartados se presentan ampliaciones en la formulación matemática que aportan funcionalidades más ambiciosas, tomando como base la estructura de control presentada en este apartado.

3.1. Formulación del MPC

Una de las principales características del control predictivo es que, para calcular la acción de control a aplicar en cada instante, se minimiza una expresión denominada función de costes. La otra característica representativa es que, a diferencia de otras estrategias de control en las que sólo se tiene en cuenta la siguiente referencia, en el control predictivo se tienen en cuenta un número determinado de referencias futuras, para calcular una serie de acciones de control a aplicar en los siguientes instantes. De esta forma se dota al control predictivo de una capacidad de **anticipación**. Para comprender el funcionamiento de un MPC es fundamental definir dos conceptos, como son el horizonte de predicción y el horizonte de actuación. El horizonte de predicción N es el número de referencias futuras que se tendrán en cuenta en la función de costes. Por otro lado, el horizonte de actuación N_u es el número de acciones de control futuras que se calculan en cada instante.

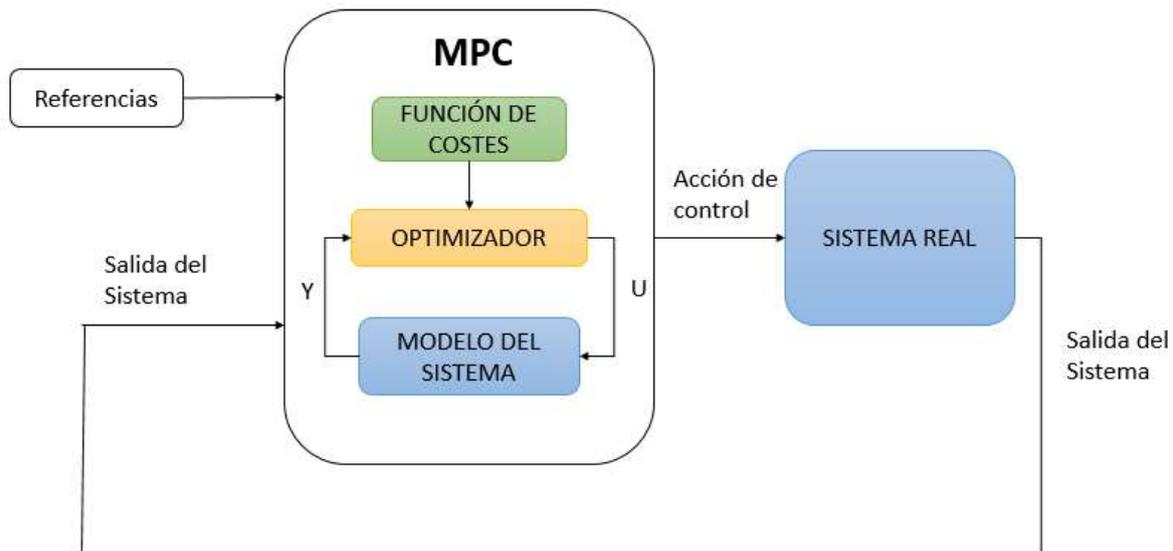


Figura 3: Esquema de control de un MPC

En la Figura 3 se muestra el esquema del funcionamiento del MPC. Como se ha mencionado, en este caso las entradas son la salida del sistema a controlar, y una serie de N referencias en los siguientes N instantes. Los elementos principales de los que consta todo MPC son los siguientes:

- **Modelo del sistema:** Es utilizado para conocer la salida que presentará el sistema a controlar ante la aplicación de determinada acción de control en un horizonte de predicción N . Cuanto más preciso sea el modelo, más óptima será la acción de control calculada por el controlador.
- **Función de costes:** Es un elemento fundamental en el control predictivo, ya que de ella dependen la acción de control calculada y la estrategia buscada por el controlador. Se trata de una función que depende de las N_u acciones de control, las referencias en los N instantes siguientes, y las salidas predichas del sistema en el horizonte de predicción, provocadas por las N_u acciones de control. La definición de esta función permite por ejemplo buscar una solución que simplemente minimice la diferencia entre las salidas predichas y las referencias en el horizonte de predicción, o una en la que se premie la suavidad en el cambio de las acciones de control.
- **Optimizador (solver):** Es el algoritmo encargado de resolver el problema de optimización buscando la secuencia de N_u acciones de control que minimizan la función de costes. Al depender esta función de costes de las salidas del sistema en los siguientes instantes, hace uso del modelo interno para conocer la respuesta del mismo ante cada entrada. Para el caso en el que no se incluyan restricciones, a veces es posible obtener de forma explícita la secuencia óptima de N_u acciones de control que minimizan la función de costes. Sin embargo, en el caso general es necesario realizar un proceso iterativo, en el que el optimizador trata de minimizar la función de costes suponiendo una secuencia de acciones de control, estimando las salidas del sistema mediante el modelo, y calculando el valor de la función para esos valores.

De esta forma, en cada instante de tiempo el controlador calcula las N_u acciones de control siguientes, con las que se minimiza la función de coste. Sin embargo, sólo se aplica la primera de esas acciones de control, repitiéndose todo el proceso en el siguiente instante. En la literatura hay varias formulaciones posibles para el MPC (4), en el caso presentado en este artículo, se ha implementado un MPC en el espacio de estados. Por lo tanto, el modelo del sistema contenido en el controlador tiene la siguiente forma:

$$X_{k+1} = AX_k + BU_k$$

$$Y_k = CX_k$$

Siendo X_k el estado del sistema en el instante k , U_k la acción de control aplicada en el instante k e Y_k la salida en ese instante. En esta nomenclatura, las matrices A , B y C son las que definen el modelo del sistema. La capacidad de formular matemáticamente las distintas restricciones es una de las características que hacen potente esta técnica de control. A pesar de la comentada imposibilidad de encontrar una solución de forma analítica en el caso con restricciones, en los últimos años se ha mejorado profundamente el desarrollo de técnicas de optimización cuadrática, las cuales permiten resolver este tipo de problemas de forma mucho más eficiente. Existen así gran cantidad de solvers implementados en múltiples lenguajes de programación, que resuelven un problema de optimización cuadrática representado de determinada forma concreta. Para facilitar el uso de estas herramientas, el cálculo de las acciones de control a aplicar por parte del optimizador del MPC se reduce al siguiente problema:

$$\min_U \varphi = \frac{1}{2} U' H U + g' U$$

$$\text{sujeto a: } U_{\min} \leq U \leq U_{\max}$$

$$b_l \leq P U \leq b_u$$

En las expresiones anteriores U es el vector de N_u acciones de control, y H y g vienen determinados por la función de coste. De esta forma, se pueden incluir fácilmente restricciones en los valores límite de las acciones de control, así como en los de las salidas del sistema y la variación de las acciones de control, calculando para ello el valor de P en cada caso.

Cabe destacar que, aunque hasta ahora se ha considerado el caso general de un sistema monovariable, la extensión al caso multivariable es inmediata, cambiando únicamente las dimensiones de las matrices y vectores del sistema.

Otra ventaja de los MPC es el bajo número de parámetros a configurar para sintonizar el controlador. A menudo, los únicos parámetros sintonizables son los pesos que tienen en la función de coste el error respecto a la referencia y la brusquedad en las acciones de control. Así, una función de coste presenta habitualmente la siguiente forma:

$$\varphi = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^N \|y_k - ref_k\|_{Q_r}^2 + \sum_{k=0}^{N_u} \|\Delta u_k\|_{Q_u}^2$$

En la expresión anterior Q_r y Q_u son los pesos que tienen en la función de coste el error respecto a la referencia y la variación de la acción de control, respectivamente.

Por todo lo anterior, y dado el carácter óptimo de la solución cuando se dispone de un modelo fiable, se concluye que los MPC constituyen una potente técnica de control.

3.2. Implementación del controlador

Esta sección presenta el diseño y configuración del controlador MPC para el seguimiento de trayectorias por parte de un *Parrot A.R.Drone 2.0*. Esta plataforma comercial dispone de un controlador de bajo nivel, que se encarga de controlar las velocidades de los distintos motores según los comandos enviados por el piloto. Así, el piloto puede comandar movimientos de avance o retroceso en los ejes longitudinal y trasversal de la aeronave, así como aumento o descenso de altura y variación de la orientación. De esta forma, el piloto puede comandar un avance en la dirección del eje longitudinal de la aeronave, y el controlador de bajo nivel se encarga de modificar las velocidades de los rotores de forma que efectivamente se produzca un avance en dicha dirección.

La idea por tanto es la de diseñar un controlador de alto nivel que, dada una trayectoria de referencia deseada, calcule las acciones de control que se deben comandar a este controlador de bajo nivel. Aunque el hecho de que dicho controlador interno no sea accesible dificulta el desarrollo de nuevas estrategias de control pero en este caso no impide la implementación de un controlador a nivel superior que se base en técnicas predictivas.

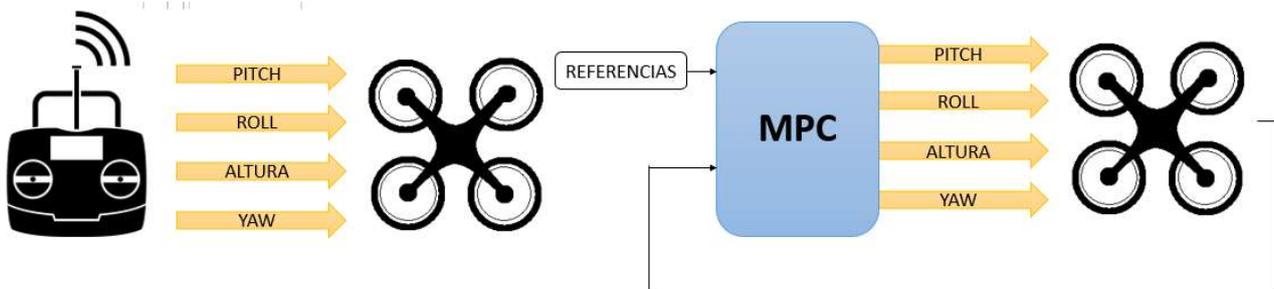


Figura 4: Esquema del papel del controlador de alto nivel.

Este controlador de alto nivel se encarga por tanto de comandar las referencias que debe seguir el controlador interno del UAV, de la misma forma que lo haría un piloto volando de forma manual, y cuyo esquema se muestra en la Figura 4. Los comandos de *pitch*, *roll*, y *yaw* se corresponden con avance en el eje longitudinal, en el trasversal, y giro sobre el eje vertical respectivamente.

Debido a que un UAV es un sistema con una dinámica muy rápida y que el tiempo de cálculo de un MPC para un sistema multivariable puede ser excesivamente elevado, se opta por diseñar 4 controladores MPC independientes, uno para cada señal que se puede comandar. Esto, como ya se ha mencionado previamente, es posible gracias a que los 4 movimientos básicos de la aeronave están desacoplados.

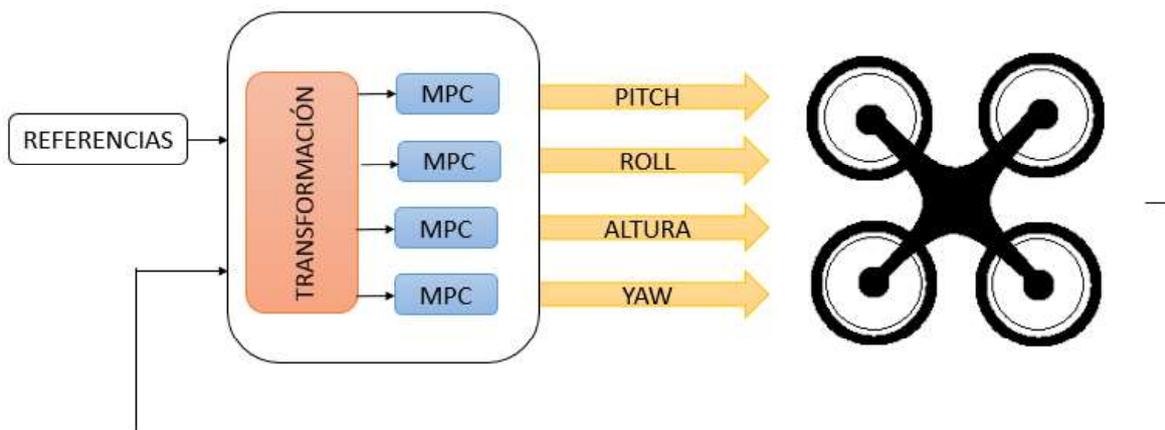


Figura 5: Estructura del MPC descentralizado de alto nivel.

En la Figura 5 se muestra el esquema interno del controlador MPC descentralizado implementado. La estrategia de control consiste en cuatro MPC monovariantes, con tan sólo una entrada y una salida, encargándose cada uno de ellos de calcular una de las cuatro señales de control que puede

recibir la aeronave. Se busca así conseguir una mayor modularidad y simplicidad de los controladores, para evitar un tiempo de cálculo demasiado elevado.

Debido a que los comandos de *pitch*, *roll* y *yaw* se corresponden con avance frontal, lateral y giro alrededor del eje vertical, es necesario un módulo que calcule las referencias necesarias para los controladores individuales. Esto se debe a que la trayectoria está representada respecto a un sistema de referencia fijo, cuya orientación puede ser distinta a la de la aeronave. El módulo representado como *Transformación* en la Figura 5 se encarga de esta tarea. Así, conociendo la posición actual del UAV y las referencias a lo largo del horizonte de predicción, realiza una transformación de éstas al sistema de referencia de la aeronave, cuyo origen es solidario a la aeronave y presenta su misma orientación, como se ilustra en la Figura 6.

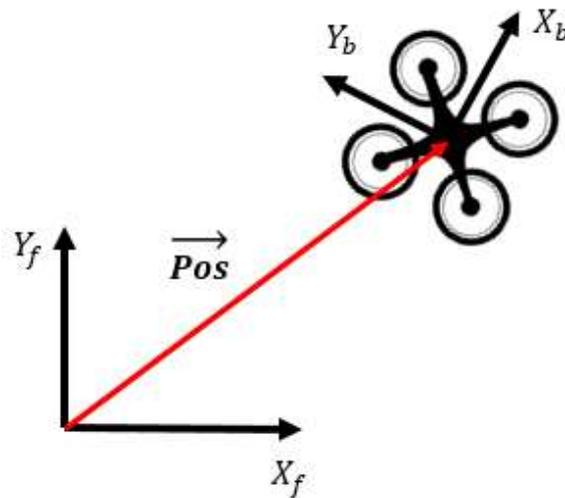


Figura 6: Representación de los sistemas de referencia fijo y solidario al UAV.

Según esta estrategia de control, en cada instante se recoge la posición del UAV en el sistema de referencia fijo y se utiliza esta información para transformar las referencias del horizonte de predicción al sistema de coordenadas solidario a la aeronave, de forma que las referencias estén referidas a la posición y orientación del mismo en ese momento. Así, se separan las referencias relativas a la aeronave en X_b , Y_b , Z y *yaw*, y se envía cada una de ellas al MPC correspondiente para el cálculo de las acciones de control de forma independiente. Una vez calculadas, se aplica la primera acción de control de cada uno de los MPC y se repite el proceso. Para simplificar las operaciones se ha asumido que la transformación de las referencias al sistema de coordenadas de la aeronave no variará a lo largo de los instantes que componen el horizonte de predicción. Esta aproximación permite desacoplar el MPC del *yaw* del resto de controladores, y los resultados no se ven afectados negativamente, como se muestra en el apartado de simulaciones y experimentos, ya que en el siguiente instante de tiempo sí se conoce la nueva posición del sistema de referencia de la aeronave.

3.3. Simulaciones y experimentos

Esta sección presenta la validación en simulación del sistema de control diseñado con sus suposiciones y su posterior validación experimental. Se presenta los resultados obtenidos en simulación en el entorno Matlab/Simulink del seguimiento de una trayectoria sinusoidal como se observa en la Figura 7. Como se observa, la estrategia de control presentada consigue seguir

fielmente la trayectoria, incluso en las zonas en las que se realizan cambios de orientación. En azul se representa la trayectoria seguida por el UAV y en rojo la trayectoria deseada. En todas las simulaciones realizadas el UAV tiene la orientación hacia adelante que permite que la cámara tome imágenes para posicionarse. Todas las simulaciones se han realizado sobre un modelo del UAV no lineal más complejo distinto al empleado dentro del controlador, para testear la respuesta real en el sistema.

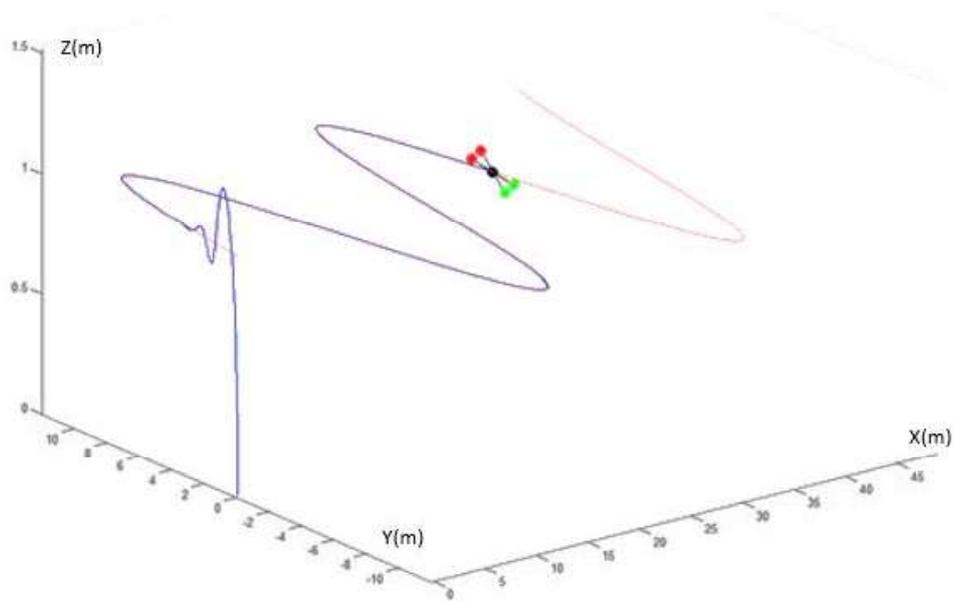


Figura 7: Simulación de una trayectoria sinusoidal. Referencia deseada (rojo) y trayectoria seguida (azul).

La figura 8 presenta los resultados de simulación con ruido en las medidas de una trayectoria triangular. En azul se representa la posición estimada por el UAV con una componente importante de ruido que modela la lectura de medidas por el sistema de control, y en negro la trayectoria seguida por el sistema al aplicar las acciones de control calculadas.

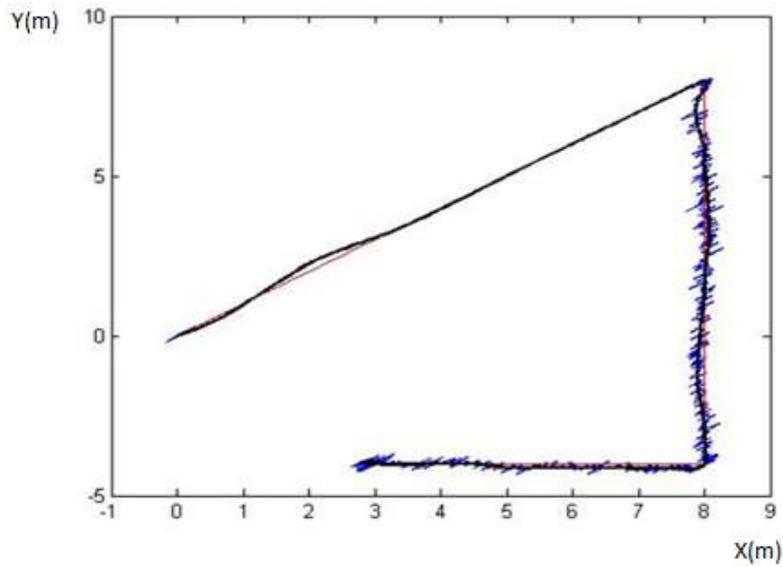


Figura 8: Simulación de una trayectoria con ruido en las medidas. Referencia deseada (rojo), posición con ruido (azul) y posición real (negro).

Se ha simulado perturbaciones externas como ráfagas de viento o similares que se muestra en la Figura 9. El sistema responde satisfactoriamente a las perturbaciones externas recuperando en todo momento la trayectoria deseada.

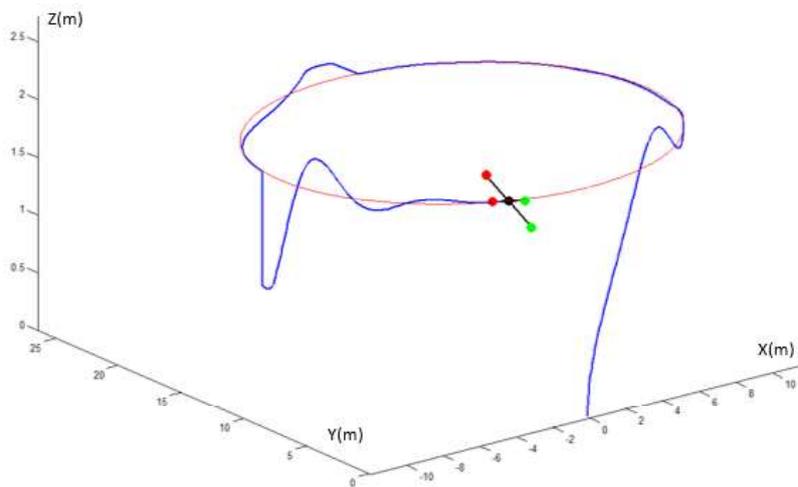


Figura 9: Simulación de una trayectoria circular con perturbaciones. Referencia deseada (rojo) y trayectoria (azul).

Finalmente, el controlador se ha validado con experimentación real sobre la plataforma mediante el software `tum_ardrone` en el framework ROS. Al ser un proyecto *open source*, se ha añadido a este software la implementación de la estrategia de control presentada, basada en MPCs. Los resultados se muestran en la Figura 10.

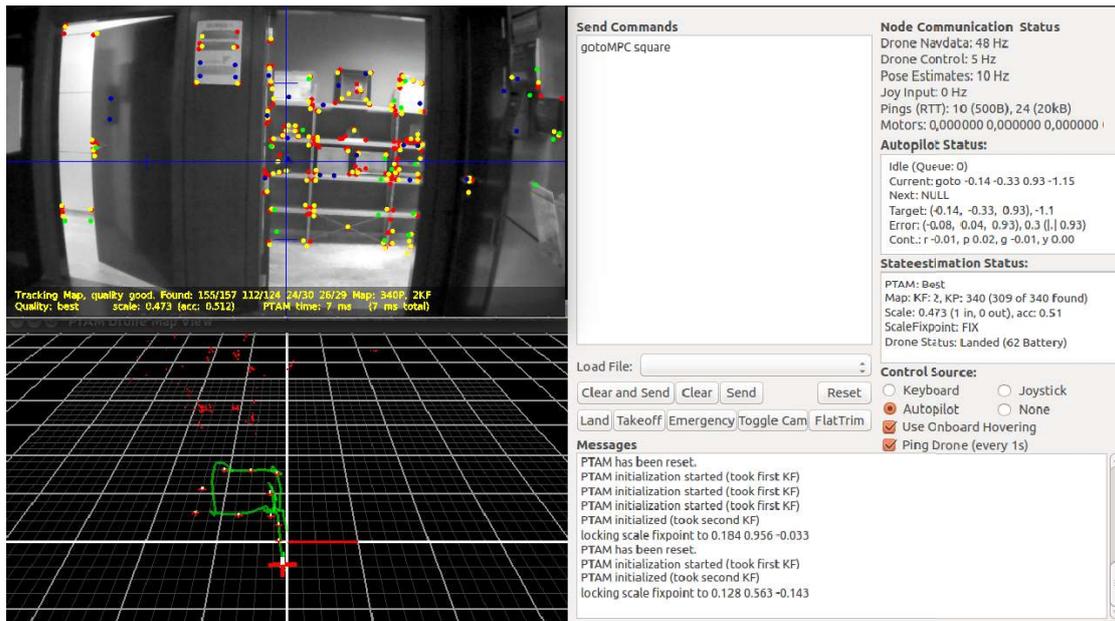


Figura 10: Representación de un vuelo real con el Parrot A.R.Drone 2.0.

En la parte superior izquierda de la Figura 10 se muestra la imagen capturada por la plataforma, así como los puntos seleccionados por el software *tum_ardrone* para el posicionamiento. En la parte inferior izquierda se muestra la trayectoria seguida por el UAV, cuando se le ha comandado realizar un cuadrado de 1.5 metros de lado. La precisión en el vuelo rectangular del UAV se ve afectada por el posicionamiento cuya precisión es limitada y dependiente del entorno y la calidad de la imagen donde se encuentre. La Figura 11 muestra la comparación entre los datos de posición estimados por el sistema de posicionamiento en los ejes X e Y respecto al tiempo, y la referencia comandada en ejes X e Y respecto al tiempo, en el caso de un vuelo circular. Se observa que a pesar de la precisión del posicionamiento el controlador sigue con exactitud la referencia.

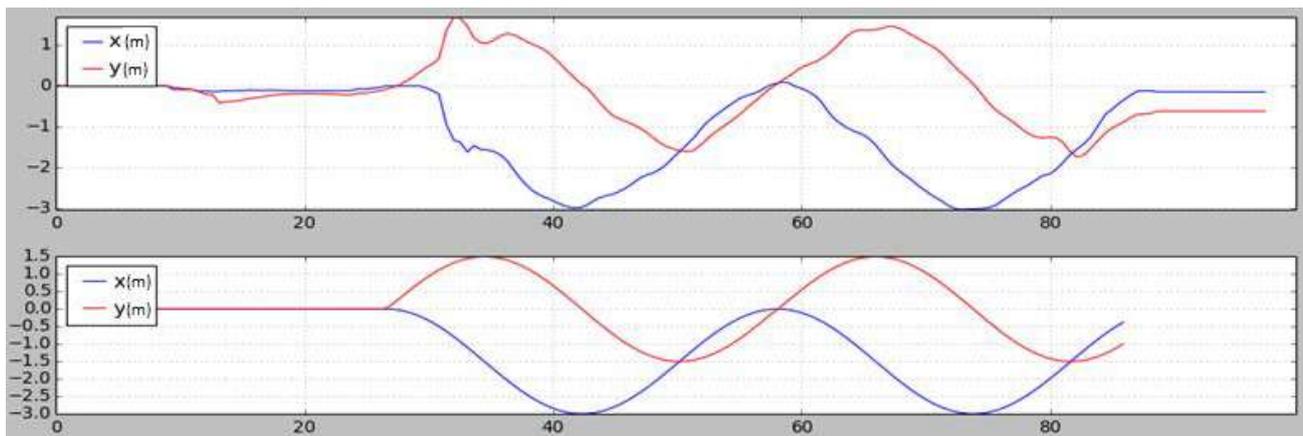


Figura 11: Resultados experimentales de una trayectoria circular. Referencia deseada en ejes X e Y (abajo) y trayectoria seguida en ejes X e Y (arriba).

4. SORTEO DE OBSTÁCULOS MEDIANTE EL CONTROL PREDICTIVO

Para que una aeronave sea capaz de realizar misiones de forma completamente autónoma, es necesaria la capacidad de esquivar posibles obstáculos que se encuentren en la ruta planificada. En este punto se presenta una técnica para el sorteo de obstáculos, aprovechando el tratamiento matemático de las restricciones en el control predictivo.

La estrategia de control presentada en este apartado tiene como objeto demostrar la capacidad de sortear obstáculos añadiendo restricciones a la formulación MPC. De forma que las soluciones calculadas por estos controladores eviten las zonas ocupadas por obstáculos. La ventaja fundamental de esta estrategia es que no es necesario replanificar una ruta alternativa, sino que es el propio controlador el que busca una solución que se acerque a la de referencia, pero que no viole las restricciones presentadas.

La estrategia empleada para formular las restricciones se presenta esquemáticamente en la Figura 12, donde el cuadrado rojo representa el obstáculo, la línea negra representa la trayectoria comandada, y el rectángulo discontinuo la ventana del horizonte de predicción.

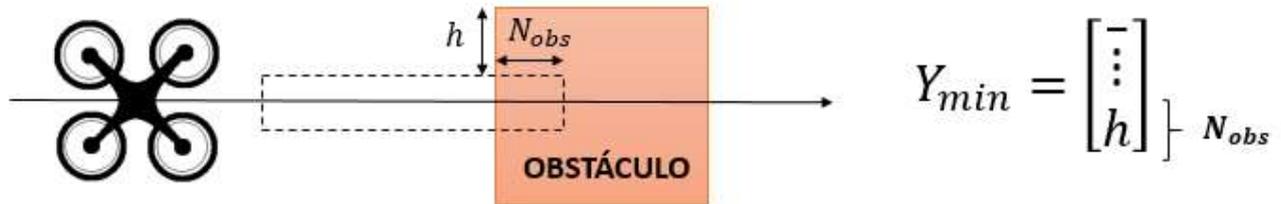


Figura 12: Esquema de la estrategia empleada para formular las restricciones.

Cuando el horizonte de predicción alcanza al obstáculo, es decir, que éste aparece en algunas de las referencias que van a aparecer en la función de costes, se calcula el número de referencias que caen dentro del obstáculo, representado en la figura como N_{obs} . De esta forma, para esquivar el obstáculo, aparece una restricción de movimiento lateral mínimo con respecto a la posición del UAV en ese instante para los últimos N_{obs} elementos del vector, de valor igual a la distancia que debe desviarse lateralmente según las dimensiones del obstáculo. De esta forma, las restricciones aparecen de forma progresiva, por lo que se evita un movimiento brusco de la aeronave al esquivar el obstáculo. Este comportamiento se muestra en la Figura 13. La trayectoria deseada simulada consiste en un tramo recto representada con línea discontinua con un obstáculo representado en rojo. El controlador encuentra la forma de minimizar la función de costes, es decir, de conseguir que la trayectoria se parezca lo máximo posible a la referencia, sin violar las restricciones, o lo que es lo mismo, sin entrar en la zona delimitada por el rectángulo rojo.

Se demuestra de esta forma la posibilidad de, partiendo de la estrategia de control predictivo presentada en la sección 3, conseguir aportar una funcionalidad tan potente como esquivar obstáculos únicamente modificando algunos parámetros de dichos controladores, como son las restricciones.

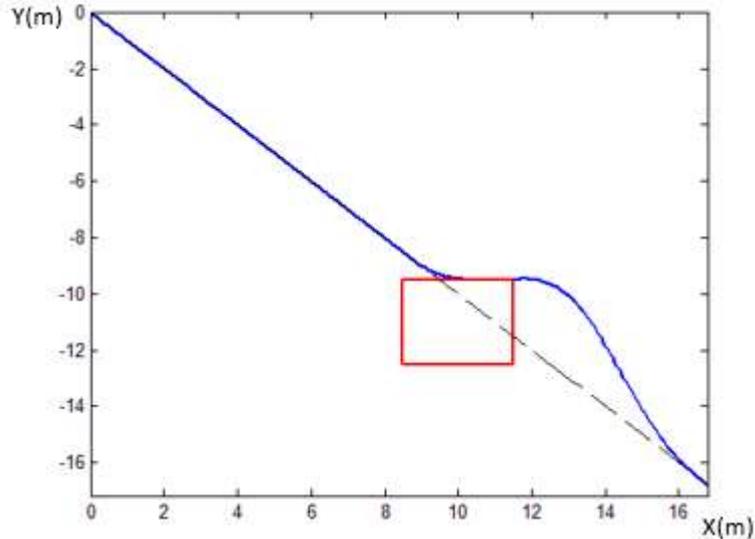


Figura 13: Simulación de una trayectoria con obstáculo. Referencia deseada (discontinua, negro), trayectoria (azul) y obstáculo (rojo).

5. TÉCNICAS DE NAVEGACIÓN ANTE PÉRDIDA DE DATOS

En ocasiones, mientras se realiza una misión con un UAV surgen imprevistos, tales como un fallo en las comunicaciones o en la lectura de los sensores. Esto puede provocar serios problemas, ya que durante unos instantes la aeronave no sabe cómo debe actuar o dónde se encuentra y puede, incluso, sufrir una colisión y caer.

Como se ha comentado en capítulos anteriores, en el campo de los UAV predominan las estrategias de control implementadas con PID. La solución más extendida a este problema entre las aeronaves de este tipo es que, en el momento en el que el UAV no recibe datos de posicionamiento durante un tiempo, debe quedarse flotando en el punto en el que se encuentre en ese instante. Una vez restablecidas las comunicaciones, la aeronave es capaz de continuar con la misión.

En este trabajo se plantea una nueva solución a este problema sin necesidad de interrumpir la trayectoria que se estaba siguiendo. Como ya se explicó anteriormente, una de las principales características del control predictivo es el uso de un modelo con el que realizar predicciones. Para afrontar una posible pérdida de los datos de posicionamiento, la estrategia de control predictivo implementada devuelve dichas predicciones en todo momento. De esta forma, si se produce una pérdida de datos el controlador puede usarlas para reconstruir la información perdida y así continuar con la misión en curso.

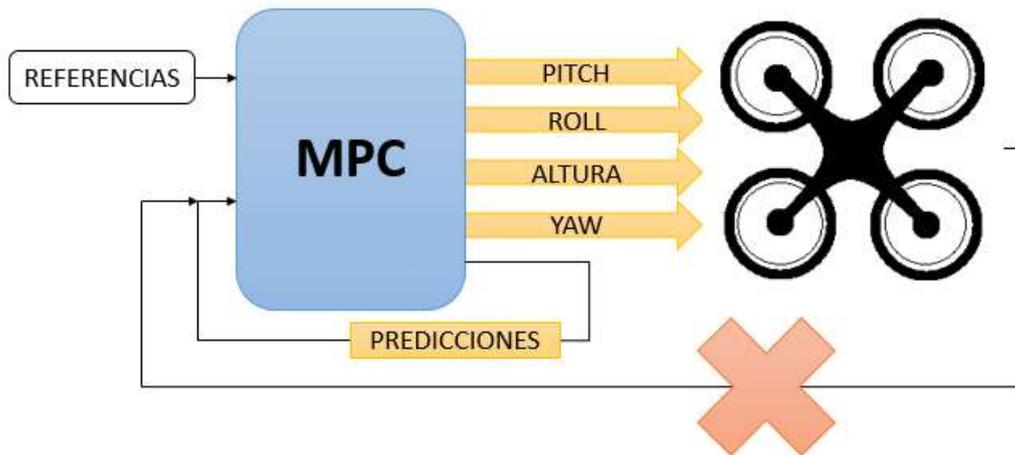


Figura 14: Esquema del algoritmo de recuperación de datos.

En la Figura 14 se muestra el esquema implementado en este caso. Al perderse la conexión con el módulo posicionamiento, el sistema puede seguir actuando con normalidad durante un tiempo, gracias a las predicciones que el controlador utiliza internamente para calcular las acciones de control a realizar. Como es evidente, cuanto más fiable sea el modelo del sistema utilizado en el controlador, mayor será el tiempo que el UAV podrá navegar de forma satisfactoria sin una estimación de la posición procedente de los sensores.

A continuación, la Figura 15 muestra el resultado de una simulación donde se puede observar cómo responde el UAV ante una pérdida de datos mientras sigue una trayectoria. En ella se ha simulado una situación en la que durante 20 períodos de muestreo llegan datos del posicionamiento del UAV, mientras que durante los 20 períodos siguientes se simula una pérdida de datos, y así sucesivamente, por lo que es necesario utilizar las predicciones del sistema de control. Se representa en azul la estimación de la posición utilizando las estimaciones del controlador, mientras que en negro se representa la posición real del UAV en la simulación y en rojo la referencia mostrada.

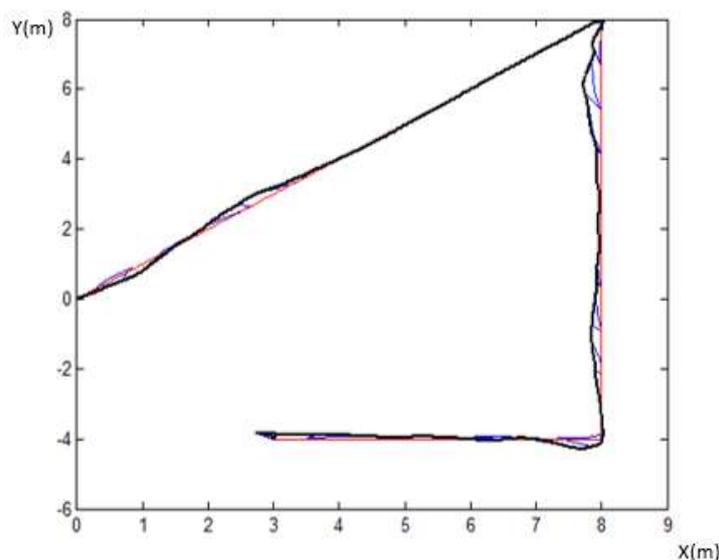


Figura 15: Simulación de la pérdida de datos. Referencia deseada (rojo), trayectoria seguida (negro) y predicción de la posición (azul)

Se observa en la figura que la estimación difiere de la posición real en aquellos tramos en los que se producen giros. Esto se debe a la aproximación realizada en el controlador, en la que se supone que la orientación del UAV no cambia a lo largo del horizonte de predicción (ver apartado 3.2). En el resto de tramos, en los que no se producen cambios en la orientación, la predicción prácticamente coincide con la posición real. Cabe destacar que se ha mostrado en esta imagen una simulación en la que se carece de datos durante 20 instantes consecutivos, ya que de lo contrario la diferencia entre estimación y posición real resulta imperceptible. Se comprueba que, con un modelo adecuado del sistema, se consigue un comportamiento satisfactorio incluso en el caso extremo en el que se pierden 20 datos consecutivos durante el seguimiento de una trayectoria con cambios en la orientación del UAV.

Se concluye por tanto que esta estrategia permite continuar la navegación en intervalos de tiempo en los que se carece de datos de posición, utilizando mientras tanto las predicciones del controlador. Una vez que se vuelven a recibir datos de posición, se dejan de utilizar dichas predicciones y se vuelve al comportamiento normal.

6. AHORRO ENERGÉTICO UTILIZANDO TÉCNICAS DE CONTROL PREDICTIVO

Una de las principales limitaciones de los multicopteros en la actualidad es la duración de las baterías que los alimentan. Por ello, en muchas ocasiones es recomendable buscar una forma de minimizar el consumo de la misma, modificando para ello la actitud del UAV.

La técnica presentada propone el aprovechamiento de las propiedades del control predictivo para, realizando una pequeña modificación a la estrategia presentada en el apartado 3, conseguir un comportamiento que maximice la duración de la batería en la medida de lo posible.

Un aspecto que no se ha mencionado aún es que la velocidad comandada viene impuesta por la definición de la trayectoria, en función de la distancia entre los distintos puntos y el tiempo de muestreo. Así, dados dos puntos consecutivos de la referencia comandada situados en las posiciones P_1 y P_2 , y siendo T el período del controlador, implícitamente se define que la velocidad sea:

$$V = \frac{\|P_2 - P_1\|}{T}$$

Sin embargo, es posible que esta velocidad no sea la óptima energéticamente hablando, de forma que la misma trayectoria podría recorrerse de forma más eficiente en términos energéticos simplemente variando la velocidad (siempre que yo haya restricciones en este aspecto en la aplicación en estudio). Para ello, la estrategia propuesta consiste en añadir un término a la función de costes de cada MPC que relacione el consumo energético con el valor de la acción de control, multiplicado por un factor K que defina el peso que se le desee dar al ahorro energético en el cálculo del controlador. De esta forma, la función de coste tendría una forma como la siguiente:

$$\varphi = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \|y_k - ref_k\|_{Q_r}^2 + \sum_{k=0}^{Nu-1} \|\Delta u_k\|_{Q_u}^2 + \sum_{k=0}^{Nu-1} Kf(u_k)$$

Al igual que en el caso general, el siguiente paso es formular la minimización de dicha expresión como un problema de optimización cuadrática, y de esta forma la acción de control calculada por el controlador tratará de minimizar el consumo energético en la medida de lo posible.

7. MAXIMIZAR LA CALIDAD DE LA IMAGEN DURANTE EL POSICIONAMIENTO POR VISIÓN

En el caso en el que el posicionamiento en entornos interiores se confía a algoritmos basados en visión, como es el caso de los experimentos realizados en este trabajo, la calidad de la imagen captada por el UAV tiene una gran influencia en la estimación de la posición.

Por ello, en muchas ocasiones resulta conveniente adaptar las velocidades y acciones de control durante el seguimiento de una trayectoria para maximizar la calidad de dicha imagen. El control predictivo permite tener en cuenta este aspecto, siguiendo una estrategia análoga a la presentada en el apartado 6 para favorecer el ahorro energético.

Así, partiendo de un modelo que relaciona la calidad del posicionamiento por visión con el valor de las acciones de control que se pueden comandar al UAV, y por extensión con la velocidad del mismo, es posible introducir una componente en la función de costes que penalice aquellas velocidades que puedan perjudicar a las características de las imágenes tomadas. Este modelo, por ejemplo, refleja que la calidad de las imágenes adquiridas empeora considerablemente cuando aparecen cambios bruscos en la orientación del UAV, y favorece la suavidad en los movimientos.

La siguiente expresión muestra la estructura de una función de costes en la que se tienen en cuenta tanto un modelo energético en función de las acciones de control $f_e(u)$, como el mencionado modelo que relaciona la calidad de las imágenes con dichas acciones de control $f_v(u)$.

$$\varphi = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \|y_k - ref_k\|_{Q_r}^2 + \sum_{k=0}^{Nu-1} \|\Delta u_k\|_{Q_u}^2 + \sum_{k=0}^{Nu-1} K_e f_e(u_k) + \sum_{k=0}^{Nu-1} K_v f_v(u_k)$$

La expresión anterior permite ajustar el comportamiento del UAV en función de la estrategia conveniente en cada caso, mediante el ajuste de los parámetros Q_r , Q_u , K_e y K_v , que definen el peso que tienen el cumplimiento de la trayectoria, la suavidad de las acciones de control, el ahorro energético y la correcta adquisición de imágenes, respectivamente, en el comportamiento del UAV.

Además, esta estrategia puede complementarse con una serie de restricciones en la brusquedad de las acciones de control, de forma que se prohíban ciertos movimientos del robot que empeoren considerablemente la estimación de la posición a partir de las imágenes tomadas.

8. CONCLUSIONES

Se han presentado en este documento las características fundamentales de los controladores predictivos basados en modelos (*MPCs*), introduciendo previamente las estrategias más habituales empleadas en el control de vehículos aéreos no tripulados tradicionalmente.

En primer lugar, se ha desarrollado una estrategia para la aplicación del control predictivo al control de navegación para el seguimiento de trayectorias de UAVs, y se ha implementado tanto en simulación como en un sistema real. A través del análisis de los resultados presentados, ha quedado patente que esta estrategia es muy adecuada para el seguimiento de trayectorias, y además es una herramienta que soporta satisfactoriamente factores que aparecen en cualquier sistema real, como pueden ser el ruido en las medidas o las repentinas perturbaciones externas. A pesar de que en los

experimentos reales el comportamiento se ve afectado por la calidad en la estimación de la posición, se ha demostrado que esta estrategia de control proporciona unos resultados satisfactorios, ya que se anticipa a los siguientes movimientos que tendrá que realizar la aeronave para seguir una trayectoria conocida, a diferencia de los métodos tradicionales.

Se han mostrado en diferentes apartados la potencia de esta herramienta, presentando algunas funcionalidades que se pueden añadir simplemente cambiando algunos aspectos en la formulación de los MPC. Así, a través del uso de restricciones se ha implementado una mejora que permite el sorteo de obstáculos cuando se conoce su posición. Por otro lado, se ha presentado una estrategia para posibles pérdidas de los datos de posicionamiento, en la que se utilizan las predicciones internas que realiza el controlador para poder continuar con la navegación hasta que se recuperen las conexiones.

La formulación de la función de costes también permite un amplio margen en la selección de la estrategia buscada por el controlador, como se demuestra en el caso presentado, en el que se busca seguir una trayectoria de referencia de la forma más eficiente posible en términos energéticos. Además, en el apartado 8 se ha mostrado que esta misma estrategia puede ser aplicada para mejorar la calidad del posicionamiento por visión.

Por todo lo anterior, se concluye que las estrategias de control predictivo hacen posible la implementación de una gran cantidad de funcionalidades en el sistema de control de un UAV, realizando simples modificaciones en la matemática del caso general y con tiempos de ejecución que permiten su implementación en sistemas reales.

9. REFERENCIAS

1. *Project report - ArduPilot*. **S. K. Pakazad, D. Ankelhed**. 2011.
2. *Build your own quadrotor*. **H. Lim, J. Park, D. Lee, H. Kim**. IEEE Robotics and automation magazine, 2012.
3. *Unmanned Aerial Vehicle Instrumentation for Rapid Aerial Photo System*. **Widyawardana Adiprawita, Adang Suwandi Ahmad, and Jaka Semibiring**. 2007.
4. **Carlos Bordons Alba, Eduardo Fernández Camacho**. *Model Predictive Control*. Sevilla : s.n., 2007.
5. *Fast Model Predictive Control Using Online Optimization*. **Yang Wang, Stephen Boyd**. 2010.
6. *Explicit model predictive control and L1-navigation strategies for fixed-wing UAV path tracking*. **Philipp Oettershagen, Amir Melzer, Stefan Leutenegger, Kostas Alexis, Roland Siegwart**. 2014.
7. **Foundation, Open Source Robotics**. <http://www.ros.org/>. [En línea]
8. —. http://wiki.ros.org/tum_ardrone. [En línea]
9. **Gupta, Tanmay**. [En línea] 18 de June de 2015.
<http://ahumaninmachinesworld.blogspot.com.es/2015/06/ptam-parallel-tracking-and-mapping.html>.
10. **Sanabria, David Escobar**. Mathworks. [En línea] Noviembre de 2014.
<https://es.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/43719-ar-drone-simulink-development-kit-v1-1>.
11. **DTU**. Model Predictive Control. 2010, pág. Lecture 7.
12. **Andres Hernandez, Harold Murcia, Cosmin Copot, Robin De Keyser**. *Model Predictive Path-Following Control of an AR.Drone Quadrotor*. Cancún : s.n., 2014.