

Máster Universitario de Ingeniería de Sistemas y Control

# **Sistema de rescate de náufragos basado en redes neuronales para la coordinación de vehículos aéreos**

---

Proyecto Fin de Master



Alumno: Eduardo Sáez Martínez  
Dirección: Eva Besada Portas y José Antonio López Orozco

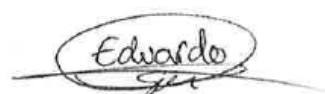
Curso: 2011/2012  
Convocatoria: Septiembre



## **Autorización**

Autorizo a la Universidad Complutense y a la Universidad Nacional de Educación a Distancia a difundir y utilizar con fines académicos, no comerciales y mencionando expresamente a sus autores, tanto la memoria de este Trabajo Fin de Máster, como el código, la documentación y/o el prototipo desarrollado.

Firmado: Eduardo Sáez Martínez

A handwritten signature in black ink, enclosed in a hand-drawn oval. The name "Eduardo" is clearly legible in a cursive script, with "Sáez Martínez" written below it in a more abbreviated, cursive style.

## **Resumen**

En un accidente en el mar, los náufragos son desplazados por corrientes marinas y el efecto del viento lo cual dificulta las tareas de búsqueda y rescate. El principal objetivo de este proyecto fin de master es el desarrollo de un sistema de búsqueda adecuado a las tareas de rescate de náufragos en accidentes en el mar, empleando una flota de UAVs (Unmanned Air Vehicles) compuesta por varios cuatrirrotores y un sistema de control basado en redes neuronales.

A lo largo de este documento se describen, de forma razonada, las bases del funcionamiento de un sistema de control para un solo cuatrirrotor que posteriormente se ampliará para el uso de varios UAVs de forma simultánea. En el mismo, se han definido unas reglas de comportamiento para que los UAVs sean capaces de rastrear a los náufragos y con ellas se ha entrenado a la red neuronal. Se presentan un conjunto de pruebas a lo largo de las cuales se comprueba la validez de la solución propuesta. Finalmente se exponen una serie de conclusiones fruto del trabajo realizado y una propuesta de trabajos futuros.

## **Lista de Palabras Clave**

UAV, cuatrirrotor, redes neuronales, entrenamiento, feedforward, backpropagation, trayectoria, náufragos, rescate, sistema autónomo.

## **Summary**

In a shipwreck, the castaways are affected by ocean currents and wind which makes the search and rescue tasks harder. The main objective of this project is to develop a suitable searching system to rescue these castaways using a fleet of UAVs (Unmanned Air Vehicles) of several quadrotors and a control system based on neural networks.

Throughout this document the bases of a control system for a single UAV quadrotor is described and later the system is extended for a fleet of UAVs. We have defined a set of rules of behaviour for the UAVs to be capable of tracking the castaways and have trained the neural network using them. This document presents also a set of tests which checks the validity of the proposed solution. Finally, we report a series of conclusions and make a proposal for future works.

## **Keywords**

UAV, quadrotor, neural networks, training, feedforward, backpropagation, path, castaways, rescue, autonomous system.

## Contenido

Autorización.....	3
Resumen.....	4
Lista de Palabras Clave.....	4
Summary.....	5
Keywords.....	5
Lista de Ilustraciones.....	8
Lista de Tablas.....	9
Introducción.....	10
1.1    Motivación.....	10
1.2    Contexto.....	10
1.3    Objetivos del proyecto.....	12
1.4    Etapas del desarrollado.....	13
1.5    Estructura del documento.....	14
Estado del Arte.....	16
2.1    Redes Neuronales.....	16
2.1.1    Redes Neuronales biológicas.....	16
2.1.2    Propiedades.....	19
2.1.3    Funcionamiento Básico.....	21
2.1.3    Topologías y Tipos.....	24
2.1.4    Aprendizaje.....	27
2.1.5    Aplicaciones.....	30
2.2    UAVs.....	32
2.2.1    Clasificación.....	33
2.2.2    Aplicaciones.....	38
Sistema de búsqueda.....	40
3.1    Sistema de búsqueda con un UAV.....	41
3.1.1    Trabajos previos.....	41
3.1.2    Rediseño del modelo de comportamiento.....	43
3.1.3    Sistema de Control.....	47
3.1.4    Entrenamiento de la red.....	48
3.2    Sistema de control para varios UAVs.....	57

3.2.1	Modelo de comportamiento .....	57
3.2.2	Sistema de control.....	59
3.2.3	Entrenamiento de la red .....	60
3.3	Robustez del sistema.....	64
3.3.1	Problemas con la red neuronal .....	64
3.3.2	Casos no contemplados .....	64
	Resultado experimentales.....	65
4.1	Ensayos.....	65
4.2	Ensayos con un UAV .....	67
4.3	Ensayos con varios UAVs.....	71
	Conclusiones y Trabajos Futuros.....	76
	Bibliográficas .....	78
	Listado siglas, abreviaturas y acrónimos.....	81
	Apéndice A. Ensayos con dispersiones de náufragos .....	82

## Lista de Ilustraciones

Ilustración 1: Diagrama de bloques del sistema de rescate. [1] .....	12
Ilustración 2: Neurona biológica. ....	17
Ilustración 3: Flujo de información en una neurona biológica. ....	18
Ilustración 4: Neurona artificial.....	18
Ilustración 5: Función de transferencia escalón .....	22
Ilustración 6: Función de transferencia lineal .....	23
Ilustración 7: Función de transferencia sigmoidea .....	24
Ilustración 8: Función de transferencia sinusoidal.....	24
Ilustración 9: Red monocapa.....	25
Ilustración 10: Red multicapa con una red oculta y propagación hacia delante. ....	26
Ilustración 11: Microstar .....	34
Ilustración 12: Scan Eagle.....	34
Ilustración 13: MQ-Predator .....	35
Ilustración 14: X-45 A .....	35
Ilustración 15: Fire Scout.....	36
Ilustración 16: Bell Tagle Eye.....	36
Ilustración 17: Dragon Flyer .....	37
Ilustración 18: Compensación del torque en un cuatrirrotor [17].....	37
Ilustración 19: Diagrama de bloques del sistema del UAV [1]. ....	40
Ilustración 20: UAV, distancia de búsqueda y distancia recorrida.....	45
Ilustración 21: UAV y trayectoria helicoidal. ....	46
Ilustración 22: Topología de la red neuronal para un UAV. ....	50
Ilustración 23: Entrenamiento de red neuronal para un UAV. ....	50
Ilustración 24: Resultados de los ensayos de independencia posición náufrago/UAV .....	54
Ilustración 25: Resultados de los ensayos de seguimiento de trayectorias.....	55
Ilustración 26: Resultados de los ensayos de rastreo de un grupo de náufragos.....	56
Ilustración 27: Diagrama de bloques del sistema de rescate con varios UAVs.....	57
Ilustración 28: Puntos medios para despliegue de una flota de 2, 3 y 4 UAVs.....	60
Ilustración 29: Topología de la red neuronal para un UAV. ....	62
Ilustración 30: Entrenamiento de red neuronal para varios UAV.....	62
Ilustración 31: Resultado para ensayos con dos UAVs.....	63
Ilustración 32: Resultado de escenario 1 .....	68
Ilustración 33: Resultado del escenario 2. ....	69
Ilustración 34: UAV no encuentra al último náufrago tras 10 horas. ....	70
Ilustración 35: Resultado escenario 3 .....	70
Ilustración 36: Resultado escenario 4 .....	70
Ilustración 37: Resultado escenario 5 .....	71
Ilustración 38: Situación inicial del ensayo 6 .....	72
Ilustración 39: Resultado del escenario 7 .....	73
Ilustración 40: UAVs desplegados desde el mismo punto inicial. ....	75
Ilustración 41: Ensayos con $\sigma = 150$ . ....	83
Ilustración 42: Ensayos con $\sigma = 250$ .....	84
Ilustración 43: Ensayos con $\sigma = 350$ .....	85

## **Lista de Tablas**

Tabla 1: Pruebas de validación de entrenamiento de red neuronal para un UAV .....	52
Tabla 2: Pruebas de validación de entrenamiento de red neuronal para varios UAVs. ....	63
Tabla 3: Descripción de ensayos y escenarios. ....	66
Tabla 4: Tiempos de búsqueda para diferentes distribuciones. ....	73
Tabla 5: Ensayos y sus tiempos .....	82

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1 Motivación

Cuando ocurre un accidente en el mar, los náufragos se ven afectados por una serie de factores que los alejan del lugar del accidente, estos son fundamentalmente las corrientes marinas y el viento. Esta dispersión de los náufragos dificulta en gran medida las tareas de búsqueda y rescate, más aun teniendo en cuenta que el transcurso del tiempo juega en contra, aumentando las dimensiones del área donde es necesario buscar.

El desarrollo de técnicas avanzadas de predicción del estado del mar ayuda enormemente en las tareas de localización y la aplicación de sistemas autónomos de búsqueda puede reducir substancialmente el tiempo necesario para encontrar la ubicación de todos los náufragos. Los avances conseguidos en aeronaves no tripuladas unidos a su creciente uso, tanto en el mundo civil como en el militar, para tareas de vigilancia y reconocimiento hacen a este tipo de sistemas una herramienta a considerar para la mejora del rescate de náufragos.

Un estudio de las técnicas de control, planificación de trayectorias e inteligencia artificial adecuadas para resolver este problema se hace necesaria.

### 1.2 Contexto

Este proyecto de fin de máster se engloba dentro de una parcela de trabajo de un proyecto mayor titulado "*Sistema de vigilancia, búsqueda y rescate en el mar mediante colaboración de vehículos autónomos marinos y aéreos*" (DPI2009-14552-C02) que actualmente se está desarrollando por los investigadores del área de Ingeniería de Sistemas y Automática del Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática de la Universidad Complutense y del Departamento de Informática y Automática de la Universidad Nacional de Educación a Distancia, y que se encuentra dirigido por los profesores Jesús Manuel de la Cruz y Joaquín Aranda. El proyecto tiene como objetivo la explotación de las capacidades proporcionadas por los vehículos no tripulados, marinos y aéreos. Estos vehículos pueden utilizarse sin poner en riesgo vidas humanas, dotándolos de ciertas capacidades de colaboración con el fin de complementarse mutuamente. Para ello se pretende diseñar estrategias y mecanismos de colaboración para su aplicación a diversas situaciones. Una de estas tareas de cooperación es

el desarrollo de un sistema de rescate de náufragos en accidentes en el mar mediante la coordinación de UAVs (Unmanned Aerial Vehicles) y USVs (Unmanned Surface Vehicles).

En este proyecto se busca combinar las capacidades inherentes de búsqueda de los UAVs y los USVs para llevar a cabo el salvamento de los náufragos. De este modo, los UAVs, gracias a su rapidez y maniobrabilidad, recopilan información sobre los náufragos en una zona del mar donde se estima que éstos pueden encontrarse y le comunica a los USVs las ubicaciones de los náufragos para que éstos sepan dónde encontrarlos.

Como se describe en [1] el control de los vehículos se puede resolver empleando sistemas expertos que coordinan las distintas capacidades de los vehículos utilizados. Más concretamente las técnicas usadas en dicho trabajo son: redes neuronales para el control de los vehículos y filtros de partículas para estimar la deriva de los náufragos.

De este modo, cuando se produce un accidente en el mar, el primer paso consiste en enviar al UAV y al USV a la zona donde se prevé que puedan estar los náufragos, estos probablemente se habrán desplazado por las corrientes y el viento. Para predecir la posición de los náufragos se emplea una red neuronal, denominada *red neuronal de predicción*, que ha sido entrenada con las condiciones meteorológicas de la zona, y que se emplea para estimar la dirección del movimiento de los náufragos y así, en función de la velocidad de los vehículos, se puede calcular un punto de encuentro y dirigirse hacia él.

Una vez el UAV descubre el primer naufrago entra en juego el control de búsqueda que es llevado a cabo por una segunda red neuronal entrenada para localizar al resto de náufragos en base a la dirección de éstos y de su media. Además, a medida que se van encontrando más náufragos, las estimaciones del sistema de búsqueda se hacen más fiables y las direcciones en las que el UAV se mueve para buscar son más apropiadas. En esta tarea de localización el UAV emplea su sistema de visión, capaz de detectar la presencia de los náufragos en el mar, información que comparte con el USV para que éste pueda dirigirse a salvarlos sacándolos del agua. Con estos datos, el USV también es capaz de mejorar sus cálculos de estimación de posición de los náufragos.

Una vez se han localizado todos los náufragos, el UAV pasa a trabajar en modo sensorial, actualizando las posiciones de los náufragos en el mar e informando al USV para que pueda ir por ellos.

En el siguiente diagrama se muestra, de forma esquemática, el sistema de búsqueda completo.

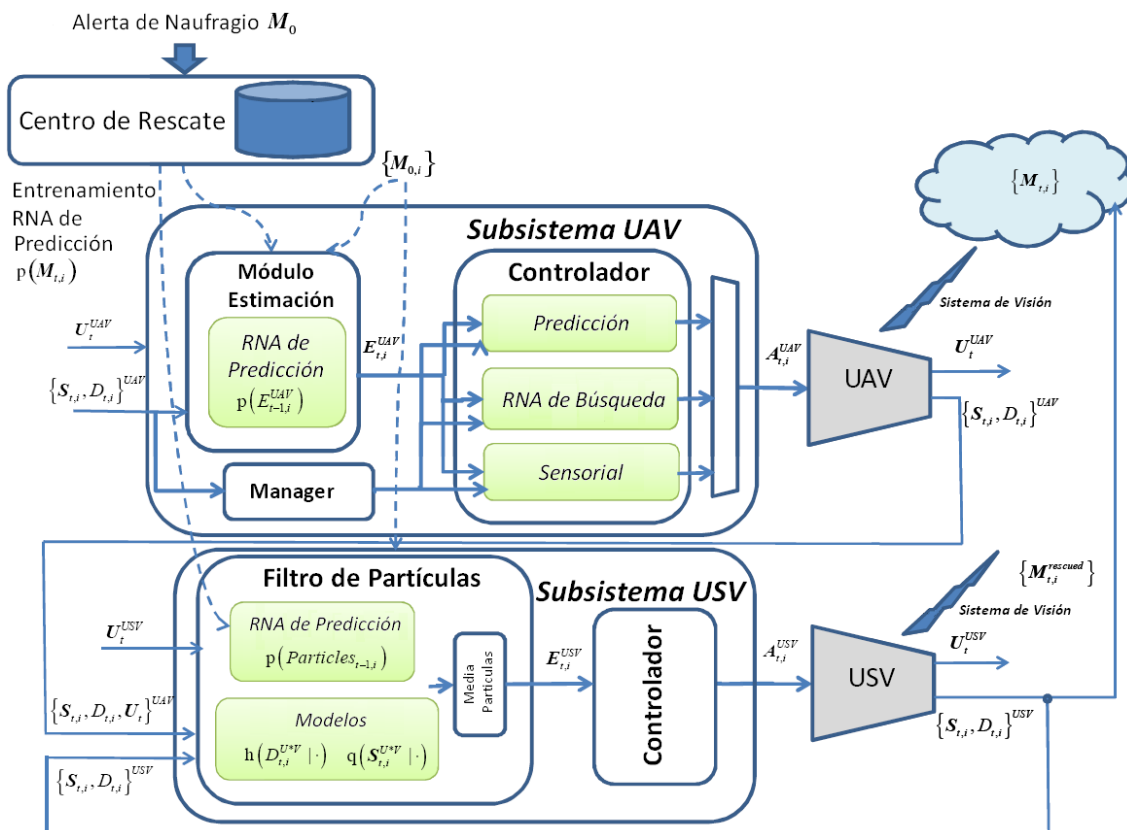


Ilustración 1: Diagrama de bloques del sistema de rescate. [1]

### 1.3 Objetivos del proyecto

El principal objetivo de este proyecto fin de master es el desarrollo de un sistema de búsqueda adecuado a las tareas de rescate de náufragos en accidentes en el mar, empleando más de un UAV y un sistema de redes neuronales. En trabajos anteriores, la solución planteada hace uso de un único UAV de tipo avión. La idea detrás de aumentar el número de UAVs es, evidentemente, reducir el tiempo de búsqueda. A simple vista puede parecer una labor sencilla pero no basta simplemente con desplegar más vehículos en la zona de búsqueda, es necesario diseñar un método que haga que los UAVs busquen en zonas distintas y que, en general, lleven a cabo el trabajo de una forma ordenada.

Por otra parte, el aumento del número de UAVs incrementa el coste, por lo que se ha decidido emplear, en lugar de un UAV de tipo avión de grandes prestaciones como hasta ahora, UAVs de tipo cuatrirrotor de coste menor. El cambio de modelo de UAV implica una modificación en el modelo de comportamiento que hay que evaluar.

Para todo esto, será necesario estudiar las distintas alternativas a la hora de llevar a cabo las búsquedas que van desde el modo en que se rastrea la zona del accidente, pasando por el número de UAVs que se despliegan, el modo en que se hace, el comportamiento de estos una vez se encuentra el primer náufrago, ...

## **1.4 Etapas del desarrollado**

Las etapas seguidas a lo largo del proceso de desarrollo han sido las siguientes:

### **1. Estudio Bibliográfico.**

Se ha realizado un estudio bibliográfico sobre redes neuronales [5], [6], [7], centrándose éste en los distintos tipos de redes existentes y en las tareas de entrenamiento [30]. Durante el estudio se ha puesto especial interés en la preparación de casos para un entrenamiento adecuado y la obtención de los resultados deseados.

Otro aspecto en el que se ha trabajado es en el estudio de planificaciones de caminos de sistemas autónomos aplicando técnicas de inteligencia artificial, y en especial en su aplicación en tareas de búsqueda de objetivos, principalmente en entornos marinos.

### **2. Estudio de trabajos previos.**

Se ha realizado un estudio sobre los trabajos previamente realizados [1], [2], [3] para el desarrollo del sistema de rastreo que emplea un UAV de tipo avión, en lugar de un cuatrirrotor. Se han llevado a cabo una serie de ensayos para estudiar la respuesta del sistema, encontrándose los comportamientos comunes entre ambos e identificando aquellos aspectos que no son válidos para la nueva propuesta y que deben cambiarse.

### **3. Rediseño del sistema de rastreo para un UAV cuatrirrotor**

#### **a. Ensayos del control del UAV.**

El primer paso en la realización del proyecto ha sido sustituir el modelo de comportamiento del UAV de tipo avión y su sistema de control por el del UAV cuatrimotor. Previo a esto, ha sido necesario llevar a cabo una serie de ensayos con el nuevo modelo ([4], [36]) para familiarizarse con su comportamiento y verificar el correcto funcionamiento. Se han llevado a cabo diferentes pruebas como son el desplazamiento en los tres ejes cartesianos, respuesta de las velocidades, saturación de los actuadores, paradas en un punto, giros bruscos, ...

#### **b. Adaptación del sistema de rastreo.**

Con toda la información obtenida del estudio del sistema anterior y el conocimiento del nuevo modelo que se desprende de los ensayos realizados se ha pasado a diseñar y desarrollar el nuevo sistema. Debido a las diferencias en el modo de maniobrar que existen entre los dos tipos de aeronaves ha sido necesario redefinir las reglas de comportamiento del sistema y generar una serie completamente nueva de entrenamientos para la red neuronal.

**c. Prueba del nuevo sistema de rastreo.**

Una vez diseñadas las nuevas reglas y entrenada la red con los datos generados, se han realizado una serie de pruebas con distintos escenarios de operación para comprobar el correcto funcionamiento del nuevo sistema de rastreo.

**4. Sistema de rastreo con varios UAVs.**

**a. Análisis del sistema de rastreo con varios UAVs.**

El diseño del sistema de rastreo para más de un UAV parte del nuevo sistema diseñado en este proyecto fin de master para un cuatrirrotor. El primer paso que se ha llevado a cabo ha sido un estudio de los nuevos factores (número de UAVs, modo en que cooperan, división de áreas de búsquedas,... ) a tener en cuenta al desplegarse más de una aeronave en el área de búsqueda y su impacto sobre la red y la capa de control desarrollada.

**b. Diseño y desarrollo del sistema de navegación.**

En base al estudio previo realizado, ha sido posible identificar y valorar las modificaciones necesarias al sistema desarrollado para un solo UAV. Se han tenido en cuenta diferentes factores, como el modo en que se despliegan en la zona del accidente, reparto del área de búsqueda, interacción entre UAVs ...

Como consecuencia ha sido necesario volver a entrenar la red neuronal existente con nuevas condiciones e incluir algunos nuevos parámetros de entrada y de salida. Como era de esperar, la capa de control que interactúa con la red neuronal también ha sufrido modificaciones.

**c. Prueba del sistema de rastreo con varios UAVs**

Para comprobar el correcto funcionamiento del sistema con varios UAVs se han realizado una nueva serie de pruebas concretas en las que se emplea más de una de estas aeronaves y se ha validado la respuesta tanto de la nueva red neuronal como de la capa de control.

## **1.5 Estructura del documento**

La presente memoria de proyecto fin de máster expone los estudios y trabajos realizados para el desarrollo del sistema de búsqueda de náufragos con UAVs de tipo cuatrirrotor empleando redes neuronales. La memoria se puede dividir en cinco secciones bien diferenciadas.

En el segundo capítulo se hace un recorrido general sobre la base teórica de las redes neuronales que han sido necesarias para llevar a cabo este proyecto. Se comienza hablando

sobre el concepto de red neuronal, exponiendo que se entiende por neurona artificial, cuales son sus orígenes y como han evolucionado hasta la fecha. A continuación se tratan aspectos generales como son los elementos que componen una red, niveles y capas, las funciones de activación y salida y el tipo de neuronas, sin olvidar las ventajas que presenta su uso. También, se exponen las distintas topologías, se revisan los diferentes tipos existentes exponiendo sus diferencias principales, y los conceptos del entrenamiento de redes neuronales, organizándolos en entrenamientos supervisados y no supervisados y detallando una serie de subtipos dentro de cada uno de ellos. Del mismo modo en este capítulo se presentan diferentes aspectos relacionados con los UAVs. Se comienza describiendo que es un UAV y cuales son sus orígenes, seguidamente se muestra la forma en la que son clasificadas estas aeronaves y se exponen sus principales aplicaciones. Dentro de esas aplicaciones se ha hecho especial hincapié en las tareas de vigilancia y trabajos en ambientes marinos, estudiando UAVs que se emplean en este campo en la actualidad.

El tercer capítulo detalla el rediseño de la red neuronal de búsqueda, que ha sido necesario para realizar la adaptación a los nuevos requisitos del sistema. Se comienza exponiendo con mayor detalle los trabajos previos sobre los que se fundamenta este trabajo fin de máster, centrándose en el detalle de la lógica que hay tras la red neuronal de búsqueda desarrollada anteriormente. En este estudio, se analiza la información disponible para la aeronave en cada momento durante la tarea de búsqueda y se determinan las entradas del sistema de control, las salidas y las reglas de comportamiento con las que ha sido entrenada la red para que ésta sea capaz de reconocer un patrón de actuación válido. Una vez expuesto el diseño anterior se indica que partes se han conservado y cuales han requerido un rediseño. Se detalla cada una de las modificaciones incorporadas en el nuevo modelo justificando, en todo caso, su necesidad. También se justifica porque se han mantenido aquellas partes que no han sufridos cambios. En este mismo capítulo también se describen los pasos que se han seguido para generalizar el sistema de un único UAV para el diseño y desarrollo del sistema de búsqueda para varios UAVs. En la descripción de este proceso de generalización, se exponen los nuevos aspectos que se deben considerar y las modificaciones que se deben llevar a cabo. De igual forma, se expone el modo en que se ha vuelto a entrenar la red neuronal y los nuevos parámetros de entrada y de salida, así como los cambios en la capa de control.

En el capítulo cuarto se exponen los diversos ensayos llevados a cabo para validar el correcto comportamiento del sistema en diferentes situaciones. Para esto se han definido unos grupos de ensayos y en cada uno de estos se han propuestos diferentes casos o escenarios de operación para asegurar la utilidad de las pruebas. De este modo, los primeros ensayos estarán dirigidos a probar el sistemas con un sólo UAV para después terminar validando la respuesta del sistema con varios UAVs desplegados en la zona.

Para finalizar, se presentan las conclusiones finales obtenidas tras la elaboración del proyecto: objetivos cumplidos, mejoras a realizar en el sistema y las incidencias más significativas que se han tenido durante el desarrollo de este trabajo.

## Capítulo 2

### Estado del Arte

#### 2.1 Redes Neuronales

Se ha llevado a cabo un estudio bibliográfico de los fundamentos tras las redes neuronales, ya que éstas serán el núcleo del sistema de control que se plantea en este trabajo. Las principales referencias bibliográficas que se han estudiado han sido [5], [6] y [7].

Una red neuronal artificial se puede definir como un sistema para el tratamiento de la información cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: *la neurona*

##### 2.1.1 Redes Neuronales biológicas

En el cerebro humano existen del orden de cientos de miles de millones de neuronas, conectadas entre sí para regular los distintos procesos de nuestro organismo. En la estructura básica de una neurona se distingue tres partes:

- **Cuerpo:** Constituye el núcleo de la neurona.
- **Dendritas:** Ramificaciones cortas por las que la neurona recibe estímulos.
- **Axón:** Ramificación larga donde se genera la salida a otras neuronas.

En la siguiente figura se muestra una neurona con sus partes características:

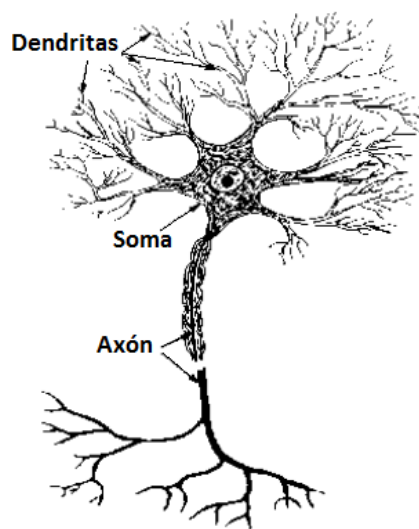


Ilustración 2: Neurona biológica.

Con lo visto hasta aquí una neurona puede parecer un elemento relativamente simple, y ciertamente lo es. Sin embargo, la unión entre miles de ellas es lo que las convierte en una buena herramienta de procesamiento de información. Las conexiones entre neuronas se conocen como sinapsis y siempre van desde el axón de una a las dendritas de otras. El número de neuronas con las que se conecta una de ellas puede variar desde solamente unas pocas hasta algunos centenares.

Ahora bien, ¿cómo procesan la información? A grandes rasgos, en una red neuronal biológica ocurre lo siguiente:

- 1.- La neurona es estimulada o excitada a través de sus dendritas.
- 2.- Al alcanzar un determinado umbral la neurona se activa.
- 3.- La neurona genera un estímulo por el axón.

En la siguiente figura se puede observar como se produce el flujo de “información” en una neurona biológica.

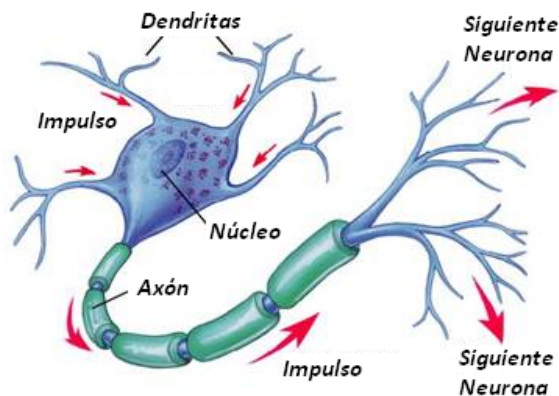


Ilustración 3: Flujo de información en una neurona biológica.

A la hora de modelar el comportamiento de las neuronas se puede entender que los estímulos que llegan al núcleo por las dendritas se corresponden con las *entradas* del sistema, éstas se procesan de algún modo en el núcleo y se genera una salida por el axón. Partiendo de esta base, las redes neuronales artificiales emulan este proceso mediante el uso de reglas de propagación y funciones de activación, como se detallará más adelante. La neurona artificial recibe todas las *entradas* y en el núcleo se combinan los estímulos usando diferentes pesos para cada entrada, si esta combinación supera un valor determinado se genera una *salida*. El valor de los pesos de las entradas indica la relevancia de cada entrada en la respuesta de la neurona.

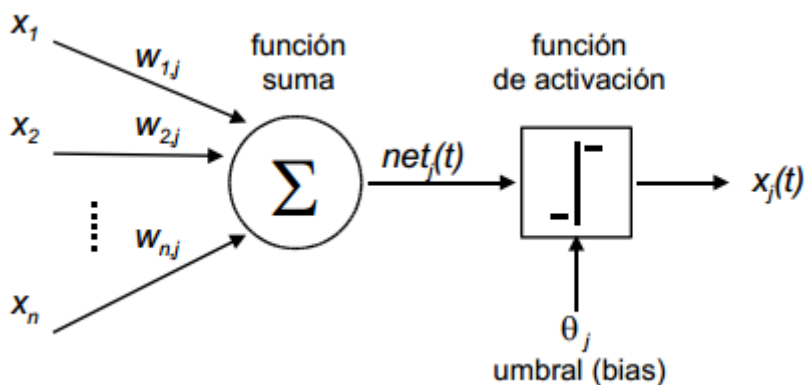


Ilustración 4: Neurona artificial.

En la ilustración 4 se representa una neurona artificial con sus entradas  $x$  y sus respectivos pesos  $w$ . La operación dentro del núcleo se puede expresar como:

$$t = f(x_i, w_i)$$

El resultado de esta operación es entrada de la función de activación que determina si la neurona está activa o no.

La conexión de diferentes neuronas artificiales es lo que constituye una red neuronal.

### 2.1.2 Propiedades

Las redes neuronales artificiales emulan el comportamiento de las redes biológicas y por tanto comparten una serie de propiedades características del cerebro como son el aprendizaje y la capacidad de generalizar.

Entre las propiedades se encuentran:

- *Aprendizaje.* Partiendo de un entrenamiento previo, la red aprende a realizar tareas.
- *Generalización.* Capacidad de las redes neuronales de generar una solución apropiada ante casos nuevos que no han formado parte del entrenamiento.
- *Sistema Distribuido.* La información se almacena por toda la red neuronal.
- *Procesamiento paralelo.* El procesamiento se basa en cálculos sencillos realizados en cada neurona.
- *Fácil implantación.* Las redes neuronales son fáciles de implantar con la tecnología existente.

#### 2.1.2.1 Aprendizaje

Al igual que el cerebro humano, las redes neuronales son capaces de aprender de la experiencia. Durante el proceso de entrenamiento de una red, la relevancia o dicho de otro modo, el peso que se le da a cada una de las entradas de las neuronas que conforman la red se ajusta para dar como resultado los valores deseados. El humano, en ocasiones, no necesita conocer el método para resolver un problema sino que simplemente se basa en su experiencia. Del mismo modo, las redes neuronales no necesitan tener un algoritmo definido para resolver un problema, durante el proceso de entrenamiento los pesos de las entradas de cada neurona se distribuyen de forma que sean capaces de reconocer patrones.

De todo esto se desprende la importancia del aprendizaje de la red neuronal y la necesidad de que un buen entrenamiento contenga los casos más significativos y que permita a la red poder ofrecer unas soluciones acertadas.

Esta capacidad de aprendizaje hace de las redes neuronales sistema dinámicos que pueden evolucionar del mismo modo que lo hacen las condiciones del problema.

### **2.1.2.2 Generalización**

Las redes neuronales son capaces de responder ante casos desconocidos. Esta facultad de responder apropiadamente ante datos de entrada para los que no habían sido entrenadas se conoce como generalización y es consecuencia directa del proceso de aprendizaje. Las redes neuronales tiene la capacidad de abstraer, pudiendo ofrecer una solución incluso cuando no se dispone de toda la información.

La capacidad de generalización de las redes neuronales es idónea para un sistema de toma de decisiones como el que se pretende desarrollar aquí, ya que el UAV tendrá que decidir si se dirige en una dirección u otra en base a la información de la que dispone en cada momento, y para la que puede no haber sido entrenada la red.

### **2.1.2.3 Sistema Distribuido**

El resultado que produce una red neuronal viene dado por la contribución de todas las neuronas que componen la red. Las redes neuronales almacenan información de forma no localizada. Esto quiere decir que la información se encuentra distribuida por toda la red, y para ser más concreto, en las conexiones entre neuronas, las sinapsis.

Este carácter distribuido dota a la red de una capacidad inherente de tolerancia a fallos. Al estar distribuida la información entre neuronas existe cierto grado de redundancia. De esta manera, en una red neuronal podrían perderse un número de neuronas sin que por ello se perdieran todas las capacidades de la red aunque el resultado se viera influenciado. Por el contrario, en sistemas tradicionales un fallo en memoria daría lugar a una pérdida total de la funcionalidad.

La tolerancia a fallos es un aspecto deseable en cualquier tipo de sistema pero en el que aquí se plantea, en el que participan varias aeronaves que se desplazan de forma coordinada y en el que el objetivo es el encontrar náufragos perdidos en el mar, la capacidad de afrontar fallos sin que esto desencadene ningún tipo de consecuencia mayor es obligada.

### **2.1.2.4 Procesamiento Paralelo**

Como ya se discutió en puntos anteriores las neuronas son elementos de procesamiento de información muy simples. Es la unión de éstas en redes la que potencia su capacidad de cálculo. Por la tanto, una red neuronal es, por definición, un sistema de procesamiento de información en paralelo.

Esto es otra de las grandes virtudes de las redes neuronales ya que posibilita su operación en entornos de tiempos real, como es el caso del sistema de búsqueda con UAVs que se plantea en este trabajo, en el que existen fuertes restricciones en cuanto a tiempo de respuesta. Éste ha sido uno de los aspectos valorado a la hora de elegir el uso de redes neuronales como solución al problema planteado.

### 2.1.2.5 Fácil Implantación

En la actualidad una red neuronal puede ser entrenada con rapidez, validada y usada con cualquier PC comercial, incluso se pueden hacer implementaciones hardware de éstas a un coste aceptable. En investigación, cuando se trabaja con sistemas que se encuentran en fase de desarrollo es deseable que la implementación del método elegido sea lo más ágil posible, que permita modificaciones rápidas, ya que estas suelen ser frecuentes, y que éste pueda ser integrado en sistemas existentes de forma sencilla. Todas estas condiciones las cumplen las redes neuronales.

### 2.1.3 Funcionamiento Básico

Como se vio en puntos anteriores una neurona se activa si la combinación de las señales que ésta tiene en sus entradas sobrepasa un valor determinado o umbral de activación. También se comentó que las entradas de cada neurona dentro de la red tienen pesos diferentes para determinar la relevancia de la información de entrada y que los valores de estos pesos son resultado del entrenamiento (aprendizaje) y permiten la generalización de las funcionalidades de la red. De este modo, el resultado a la salida de una neurona artificial vendrá dado en función de las entradas y sus pesos. Por tanto, una neurona artificial se puede definir por las funciones de propagación o base y de activación.

A continuación, se describen las funciones de propagación y activación típicas de una red neuronal.

#### 2.1.3.1 Función de propagación

En una neurona artificial existe una serie de entradas que se deben combinar para generar una salida. Esto se consigue mediante la función de propagación.

Como se muestra en la ilustración 4, cada una de las entradas de una neurona artificial tiene asignado un peso ( $w_{ij}$ ) que determina su relevancia y que es calculado durante el entrenamiento de la red. Las entradas y sus pesos se operan para obtener un valor de entrada global que se emplea para el procesamiento dentro del núcleo de la neurona.

Entre las operaciones más típicas está la suma ponderada de las entradas, en la que los valores de entrada se multiplican por los pesos y se suman.

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij}x_j$$

Se puede ver como con esta ecuación la relevancia de las entradas está determinada por sus pesos. Así, una entrada que durante el entrenamiento se determine como irrelevante siempre tendrá un peso próximo a 0.

### 2.1.3.2 Función de activación o transferencia

La salida en una neurona biológica está determinada por su estado de activación, una neurona puede estar activa o inactiva. El estado de una neurona artificial se calcula mediante su función de activación.

Una función de activación filtra el resultado de la función de propagación expuesta en el punto anterior, transformando este resultado en un valor de activación. Éste será el resultado de la red neuronal.

Algunas de las funciones de activación más comunes se muestran a continuación:

**Función escalón:** la función escalón es útil para modelar funciones lógicas con redes neuronales. Esta función puede variar según el rango de salida, así se tiene:

Ecuación de la función escalón rango de salida [0, 1]:

$$y = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Ecuación de la función escalón rango de salida [-1, 1]:

$$y = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Y su representación gráfica es:

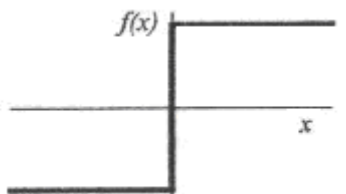


Ilustración 5: Función de transferencia escalón

**Función lineal:** Devuelve la entrada tal y como se recibe, aunque se suele saturar la salida a partir de un valor.

Ecuación de la función lineal en el intervalo  $[-1, 1]$ :

$$y = \begin{cases} x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ +1 & \text{si } x > 1 \\ -1 & \text{si } x < -1 \end{cases}$$

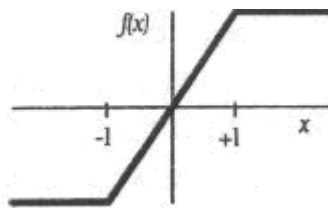


Ilustración 6: Función de transferencia lineal

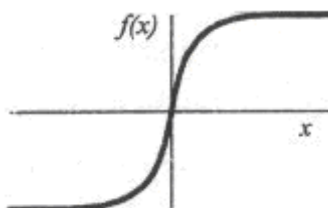
**Función sigmoidea:** Es una de las más utilizadas, especialmente en redes con retropropagación. Tiene la propiedad de ser infinitamente derivable.

Ecuación de la función sigmoidea con rango de salida  $[0, 1]$ :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Ecuación de la función sigmoidea con rango de salida  $[-1, 1]$ :

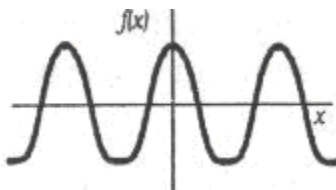
$$y = \tanh(x)$$



### Ilustración 7: Función de transferencia sigmoidea

**Función sinusoidal:** Su ecuación y su grafica son las siguientes:

$$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$$



### Ilustración 8: Función de transferencia sinusoidal

Estas funciones determinarán en gran medida el funcionamiento de cada capa.

A la vista de las funciones de activación se puede ver como la salida de una neurona artificial no está limitada a un valor binario, sino que puede tomar múltiples estados de activación dentro de un conjunto determinado. Atendiendo a los valores que pueden tomar la salida se clasifican las neuronas artificiales como:

- *Neuronas binarias:* Sólo tienen dos posibles estados de activación.
- *Neuronas reales:* Toman valores dentro de un rango.

La función de activación elegida en cada momento se decide previamente al entrenamiento de la red y depende del motivo para el que se esté entrenando la red. En este trabajo se utiliza la función lineal en la capa de salida de la red y la función sigmoidea en la capa interna.

### 2.1.3 Topologías y Tipos

Hasta ahora, se ha hablado de que las redes neuronales son un conjunto de neuronas artificiales que conectadas entre si son capaces de resolver problemas complejos. Ahora bien, la distribución de las neuronas dentro de la red no es arbitraria. Habitualmente, éstas se organizan en distintas capas o niveles, denominadas:

- *Capa de Entrada:* Se puede considerar la primera capa de la red ya que los valores de entrada para la red neuronal son proporcionadas a través de esta capa.

- *Capa de Salida:* Es la capa última de la red y es donde se genera el resultado de la red.
- *Capas Ocultas:* Las capas ocultas son capas intermedias dentro de la red. De este modo, la información viaja de la capa de entrada a la capa de salida pasando por las capas intermedias, pudiendo variar el número de éstas.

El modo en que se organizan las neuronas dentro de la red se conoce como topología o arquitectura y los aspectos más relevantes son el número de capas, el tipo de conexiones entre las neuronas de la red y su número.

### 2.1.3.3 Topología de las redes neuronales

#### 2.1.3.3.1 Redes monocapa.

En las redes monocapa, como su nombre indica, sólo existe una capa de neuronas. En este tipo de redes se crean conexiones laterales entre las neuronas y todas las entradas y salidas pasan por la única capa existente.

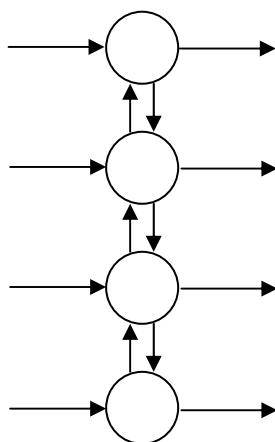


Ilustración 9: Red monocapa

Este tipo de redes se emplea habitualmente en tareas de regeneración de información incompleta.

#### 2.1.3.3.2 Redes multicapa

Una red multicapa es aquella que disponen de conjuntos de neuronas jerarquizadas en varios niveles o capas. En éstas existe una capa de entrada, una de salida y varias capas ocultas.

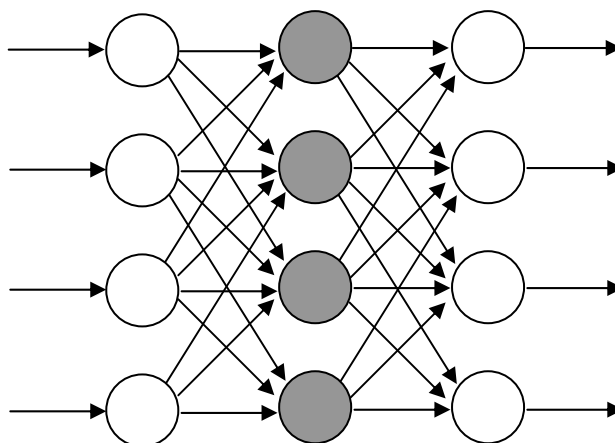


Ilustración 10: Red multicapa con una red oculta y propagación hacia adelante.

En función de cómo se transmite la información entre las capas de una red multicapa las redes pueden ser de dos tipos:

- *Feedforward*: Todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada desde una capa anterior, más cercana a la entrada, y envían sus señales de salida a una capa posterior, más cercana a la salida de la red.
- *Feedback*: En este tipo de redes algunas de sus neuronas tienen conexiones con neuronas de capas anteriores. Este tipo de conexiones se las denomina conexiones hacia atrás. Las redes de tipo feedback también se llaman redes recurrentes si presentan lazos cerrados.

En este trabajo se utilizan redes multicapa feedforward como se detallará más adelante.

#### 2.1.3.4 Tipos de redes neuronales

Entre los diferentes tipos de redes neuronales vistos en la bibliografía [5], [6] y [7] se pueden encontrar los siguientes:

- *Perceptrón*: Es un discriminador que convierte sus entradas en un único valor de salida usando un umbral para representar el grado de inhibición de la neurona. Se puede entender que el perceptrón es la neurona artificial.
- *Adaline*: Esta red puede considerarse una generalización del perceptrón que trabaja con patrones de entrada y salida reales en lugar de con entradas y salidas binarias.

- *Perceptrón multicapa*: Este tipo de red neuronal artificial está formada por múltiples capas, esto le permite resolver problemas que no son linealmente separables, lo cual resulta interesante de cara a la resolución del problema que aquí se plantea. El perceptrón multicapa puede ser totalmente conectado, con todas las salidas de una capa conectada a la siguiente o localmente conectado, en el que cada neurona de una capa es entrada de una serie de neuronas (región) de la capa siguiente.
- *Memorias asociativas*: Un dispositivo de almacenamiento de información se llama memoria asociativa si permite recuperar información a partir de conocimiento parcial de su contenido, sin saber su localización de almacenamiento. En este tipo de redes, la información se almacena en los pesos sinápticos.

En este trabajo se utiliza un red multicapa tal y como se expone en el siguiente capítulo.

#### 2.1.4 Aprendizaje

Como se ha mencionado durante la introducción, una red neuronal debe aprender a solucionar un problema. Esto quiere decir que una red neuronal debe ser capaz de generalizar a partir de unos datos de entrada para poder dar unos resultados de salida válidos. A este proceso se le denomina *entrenamiento*.

Durante el entrenamiento de una red neuronal ni la topología ni las funciones de propagación y activación cambia, lo único que varía son los pesos de las entradas de las neuronas. El objetivo del entrenamiento es pues modificar los pesos de modo que la aportación de cada entrada a una neurona determinada se ajuste de forma apropiada. Visto de otro modo, con el entrenamiento se fortalecen o debilitan las conexiones que existen entre las neuronas de la red.

La forma en que se realiza el ajuste de los pesos durante el entrenamiento determina el tipo de aprendizaje de una red. Los métodos existentes se dividen en dos grupos:

- *Aprendizaje supervisado*: Existe una fase de entrenamiento y una de funcionamiento. Durante la fase de entrenamiento se ajustan los pesos de la red dado un conjunto de datos de entrada y sus correspondientes salidas. Una vez termina el entrenamiento, los pesos de la red no se modifican. Se trata de una red estática.
- *Aprendizaje no supervisado*: En éste caso no existe un conjunto de entrenamiento, las redes con aprendizaje no supervisado son redes dinámicas que generalizan o correlacionan en base a las características de los datos de entrada.

### 2.1.4.1 Aprendizaje supervisado

En el aprendizaje supervisado se proporciona una entrada a la red conociendo de antemano la salida esperada. En caso de que no coincida la salida de la red con la deseada, los pesos de la red se deben modificar para que la salida se ajuste a la esperada.

Así, de forma general, el cambio que se puede hacer en los pesos es del siguiente modo:

$$\text{Peso Nuevo} = \text{Peso Viejo} + \text{Cambio de Peso}$$

Dentro del aprendizaje supervisado se presenta diferentes tipos:

- Aprendizaje por corrección de error.
- Aprendizaje por refuerzo.
- Aprendizaje estocástico.

Aparece en este tipo de aprendizaje la figura del supervisor que se puede entender como el profesor que corrige al alumno cuando la respuesta no es correcta. En este caso, el alumno sería la red y la indicación de que una respuesta no es correcta vendrá en forma de ajuste de los pesos sinápticos.

#### 2.1.4.1.1 Aprendizaje por corrección de error

El criterio para ajustar los pesos de las conexiones de la red es el error cometido en el resultado obtenido. Este error se calcula como la diferencia que existe entre la salida obtenida y la esperada. Dentro de esta categoría existen diferentes tipos de aprendizaje:

- *Regla de Perceptron*: Es una regla de aprendizaje muy simple que se basa en la desviación en el resultado obtenida como el error. En este cálculo se incluye el efecto de la neurona predecesora ya que ésta participa en la activación de la neurona y por tanto de la salida de la red.
- *Regla de aprendizaje Delta*: Aquí también se considera la desviación de la salida pero se tienen en cuenta todas las neuronas precedentes con el objetivo de cuantificar el error global.

- *Backpropagation o regla de propagación hacia atrás*: Se trata de una generalización de la regla de aprendizaje Delta. Permite modificar los pesos de las capas ocultas.

En este proyecto se utilizará fundamentalmente el aprendizaje supervisado por corrección de error ya que suele ofrecer resultados más estables. El algoritmo de backpropagation es el más empleado en la mayoría de redes neuronales, demostrando respuestas más que aceptables, gracias a su capacidad de generalización y reconocimiento de patrones. Por este motivo se considerará en el diseño de la red. Dentro de este conjunto destacar dos algoritmos:

- *Levenberg-Marquardt (LM)*: Este algoritmo es el estándar para minimizar el error medio cuadrático, y tiene buenas propiedades de convergencia y robustez. Su algoritmo de optimización es no-lineal, y usa el gradiente y la aproximación del hessiano mediante el método de Gauss-Newton.
- *Regularización Bayesiana (RB)*: Se trata de una evolución del anterior, y se basa en la aplicación de algunas técnicas de aprendizaje no supervisado al algoritmo de retropropagación. Fundamentalmente hace decrecer el valor de los pesos que no se utilizan de manera extensiva y aumenta el resto. Entre sus ventajas se encuentra la disminución del número de pesos efectivos en la red, lo cual permite estimar fácilmente cuantas neuronas son necesarias para realizar la tarea, y la mejora de las capacidades de generalización.

En el capítulo 3 se exponen los detalles del entrenamiento de la red diseñada. Estos dos algoritmos han sido los empleados para entrenar las redes de búsqueda.

#### 2.1.4.1.2 Aprendizaje por refuerzo

En el aprendizaje por refuerzo la función del supervisor se puede entender como la de un crítico en lugar de la de un maestro. Así su función se limita a reforzar la respuesta de la red con una valoración positiva o negativa. A partir de esta información, los pesos de la red se ajustan empleando métodos probabilísticos.

#### 2.1.4.1.3 Aprendizaje estocástico

En el aprendizaje estocástico los pesos sinápticos de la red se modifican de forma aleatoria. A partir de estas alteraciones se comprueba el efecto partiendo del objetivo deseado utilizando distribuciones de probabilidad.

### 2.1.4.2 Aprendizaje no supervisado

En el aprendizaje no supervisado se prescinde de las salidas del conjunto de datos de entrenamiento y únicamente se debe proporcionar a la red los datos de entrada para que el algoritmo de aprendizaje obtenga los rasgos característicos. Aquí no existe la figura del supervisor, el entrenamiento se basa únicamente en los patrones que existen en los datos de entrada.

Dentro de los entrenamientos no supervisados encontramos los siguientes tipos:

- Aprendizaje hebbiano.
- Aprendizaje competitivo.

#### 2.1.4.2.1 Aprendizaje hebbiano

Como en todos los aprendizajes no supervisados el objetivo de este tipo es extraer los aspectos generales de los datos de entrada.

El aprendizaje hebbiano se aplica a redes con neuronas binarias y se basa en el incremento del peso de conexión entre dos neuronas que se activan o desactivan al mismo tiempo. De este modo, las neuronas que tienden a activarse o desactivarse juntas tienen pesos elevados.

El aprendizaje hebbiano se puede representar con la siguiente ecuación:

$$w_{ij} = x_i x_j$$

donde  $w_{ij}$  es el peso de la conexión entre  $i$  y  $j$  y  $x_i$  la entrada de la neurona  $i$ .

#### 2.1.4.2.2 Aprendizaje competitivo

El aprendizaje competitivo se caracteriza principalmente por ser un proceso en el que se dividen o clasifican los datos de entrada en grupos o clusters. Para cada patrón nuevo se selecciona un único grupo de salida, incluyéndose el nuevo patrón en esta clase y aportando más información a la representación del grupo. Para determinar el grupo elegido se puede emplear la distancia euclídea entre el vector de entradas y el de pesos, eligiéndose el resultado menor.

### 2.1.5 Aplicaciones

Las redes neuronales son sistemas idóneos para las tareas de asociación y clasificación, identificación de patrones, generalización y optimización. Estas características convierten a las

redes neuronales en una opción a considerar en aquellos casos en los que no se dispone de un modelo identificable. Añadido a esto está el hecho de su robustez ante fallos y su capacidad para generalizar.

Existen un sin fin de aplicaciones de las redes neuronales, a continuación se agrupan algunas de las más habituales.

### ***Tratamiento de Voz***

Entre sus aplicaciones se encuentran problemas de clasificación y reconocimiento de patrones de voz empleados en conversaciones hombre-máquina, en el campo del estudio de las reglas de construcción del lenguaje o las aplicaciones de conversión de texto a voz.

### ***Tratamiento de Imágenes***

En aplicaciones de identificación de formas dentro de una imagen las redes neuronales del tipo backpropagation han demostrado respuestas más que aceptables, gracias a su capacidad de generalización y reconocimiento de patrones. Se aplican en inspecciones automáticas de procesos, liberando al operador de la necesidad de llevar a cabo una revisión exhaustiva o en tareas de reconocimiento de formas complicadas como la clasificación de objetos localizados por un sonar o el reconocimiento de caracteres manuscritos, siendo capaces de identificar letras y tipos que previamente no había visto. También se han empleado para la compresión de imágenes.

### ***Tratamiento de Señales***

Una de las primeras aplicaciones reales de las redes neuronales fue el filtro del ruido en las señales telefónicas. Hoy en día se siguen aplicando en problemas de acondicionamiento de señales donde el objetivo es recuperar la información perdida en base a información parcial o corrupta.

### ***Finanzas***

Por otro lado, las redes neuronales han tenido un amplio desarrollo y aplicación en el campo de las finanzas con aplicaciones como la previsión de la evolución de los precios, la valoración del riesgo de los créditos, la identificación de falsificaciones y la interpretación de firmas. Todas estas aplicaciones se basan en la propiedad de las redes de reconocer patrones y en la mayoría de los casos aportan mejores resultados que los métodos tradicionales.

### **Sistemas de control**

Por otro lado, en los casos en los que no se dispone de un modelo matemático o éste es de gran complejidad el uso de redes neuronal ofrece buenos resultados, lo que motiva el creciente uso de redes neuronales en distintos tipos de sistemas de control. Como una función de transferencia es el modelo que relaciona las variables de entrada con las de salida en un sistema dado, una red neuronal puede ofrecer resultados correctos semejantes a los que daría dicho modelo.

Dentro del campo que se estudia aquí existen una serie de trabajos previos [1], [2] y [3] realizados dentro del marco del proyecto “Sistema de vigilancia, búsqueda y rescate en el mar mediante colaboración de vehículos autónomos marinos y aéreos” en el que se han demostrado los buenos resultados del uso de redes neuronal en problema de generación de trayectorias a seguir en un problema de búsqueda. En [8] se utiliza como sistema experto para resolver problemas de localización con UAVs de redes de pesca perdidas en el mar que pueden afectar a fauna marina.

## **2.2 UAVs**

*“Un vehículo aéreo no tripulado, UAV por sus siglas en inglés (Unmanned Aerial Vehicle), o sistema aéreo no tripulado, UAS (Unmanned Aerial System), conocido en castellano por sus siglas como VANT, es una aeronave que vuela sin tripulación humana a bordo. Son usados mayoritariamente en aplicaciones militares. Para distinguir los UAV de los misiles, un UAV se define como un vehículo sin tripulación reutilizable, capaz de mantener un nivel de vuelo controlado y sostenido, y propulsado por un motor de explosión o de reacción” [9].*

El predecesor de los UAVs es, sin duda alguna, el misil. Es la evolución de éstos a sistemas con capacidades de guiado cada vez más complejos y las necesidades estratégicas de los ejércitos lo que permite plantear el desarrollo de aeronaves dirigidas sin tripulación que puedan ser reutilizables.

En sus orígenes los UAVs eran simples aeronaves teledirigidas por una persona en alguna base de operación en tierra. No obstante en los últimos años se han diseñado UAVs con sistemas de control completamente autónomos, de forma que son capaces de despegar, volar hasta objetivos, realizar tareas de vigilancia e incluso atacar localizaciones por ellos mismos. Teniendo en cuenta las capacidades de los UAVs se pueden clasificar en dos tipos:

- Controlados de forma remota.
- Puramente autónomos.

Por regla general, la opción más extendida es la híbrida en la que el UAV puede ser autónomo o controlado por un humano dependiendo de la ocasión. Así un UAV puede volar sólo hasta una localización alejada de forma autónoma y dejar el control al piloto humano durante fases complicadas de la misión.

La capacidad de navegación autónoma es de interés para la solución que se plantea en este proyecto fin de master ya que pueden ser dirigidos por medio de un sistema experto sin intervención humana alguna.

Un UAV autónomo durante su vuelo lleva a cabo las siguientes operaciones:

1. Interpretar las señales de los sensores.
2. Comunicarse con la base de operaciones, satélites y otros UAVs o aviones.
3. Establecer una ruta de vuelo adecuada en base a las lecturas de sus sensores.
4. Determinar las maniobras más adecuadas para seguir la trayectoria calculada.
5. En algunos casos, cooperar con otros UAVs para llevar a cabo una misión.

Este trabajo fin de master se centra en las operaciones de los puntos 3 y 5.

### **2.2.1 Clasificación**

En la actualidad existe un gran variedad de proyectos de UAVs, cada uno diseñado para unos propósitos muy diferentes. Estados Unidos es, sin lugar a dudas, el país que más ampliamente ha trabajado en este tipo de proyectos. De este modo, la fuerza aérea estadounidense clasifica los UAVs como sigue [9]:

- **Micro UAVs**

Son pequeños y portables. En muchos casos caben en un pequeño maletín. El Microstar de Lockheed [10] tiene una envergadura de 12 cm y pesa 85 gramos. Dispone de una cámara de video y un transmisor. Se aplica en misión de reconocimiento.



Ilustración 11: Microstar

- **De baja altitud y largo recorrido**

Estos UAVs vuelan hasta 30000 pies de altura y tienen un alcance de unos 200 km. Es el caso, del Scan Eagle de Boeing [11] o su antecesor el SeaScan que fue inicialmente concebido para el estudio del clima en el mar y para la búsqueda de bancos de peces.

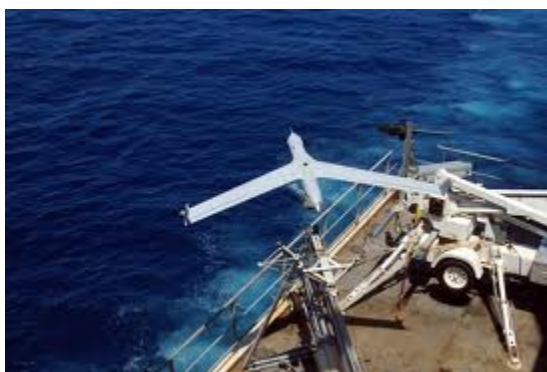


Ilustración 12: Scan Eagle

- **De alta altitud y largo recorrido con diseño convencional**

Poseen una altura de vuelo máxima sobre los 30.000 pies y un alcance indeterminado. Probablemente el referente de los todos los UAVs es el MQ-Predator [12]. En su última versión ofrece un radio de acción de 6000 km con una altura máxima de 50.000 pies y una velocidad de 480 km/h. Puede transportar una carga de más 1.5 toneladas, principalmente combustible. Dispone de un motor turbohélice de Honeywell de 950 SHP. Sus aplicaciones son militares y su tipo de navegación es híbrida.



Ilustración 13: MQ-Predator

- **De alta altitud y largo recorrido con diseño no convencional**

Con las mismas características que el grupo anterior pero poseen un diseño no convencional. El Boeing X-45A [13] entra dentro de esta categoría. Se diseñó para llevar a cabo tareas de defensa aire-aire y ataque aire-tierra. Dispone de un tipo de navegación híbrida. Como se puede ver en la ilustración a continuación su diseño se sale de lo común.



Ilustración 14: X-45 A

Otra clasificación tiene en cuenta el tipo de aeronave utilizado en su diseño. Hasta ahora los UAVs que se han presentado son de tipo avión pero existen también UAVs de tipo helicóptero. El tamaño y el número de rotores de que disponen puede variar yendo desde sólo uno hasta ocho, generalmente en número par, siendo una configuración bastante común la de cuatro rotores. En la actualidad se ha popularizado el uso de UAVs de tipo helicóptero en aplicaciones civiles, pudiéndose encontrar algunos modelos de este tipo con aplicación en entornos marinos, de especial interés para éste trabajo. A continuación se presentan algunos UAVs de tipo helicóptero.

- **Fire Scout [14]**

De baja altitud y largo recorrido, es empleado en tareas de reconocimiento y apoyo para acciones de las fuerzas de tierra, aire y mar del ejército de Estados Unidos. La última versión del FireScout es capaz de aterrizar en un barco en alta mar.



Ilustración 15: Fire Scout

- **Bell Tagle Eye [15]**

Se trata de un UAV birrotor de baja altitud empleado por la guardia costera de los Estados Unidos en tareas de vigilancia y rescate.



Ilustración 16: Bell Tagle Eye.

El hecho de que un UAV como el Bell Tagle Eye, que es tipo helicóptero, se emplee en tareas de rescate en entornos marinos es un valor añadido para la decisión aplicar este tipo de UAVs en este proyecto.

- **Dragon Flyer [16]**

Entra dentro de la clasificación de micro UAVs. Permite el transporte de pequeñas cargas o de una cámara de video. De aplicación civil su principal función es la de vigilancia. Se emplean en los seguimientos de proyectos como los de construcción, en

control de emergencias o monitorización de incendios. Al mismo tiempo, por su sencillez es ideal para la investigación y educación.



Ilustración 17: Dragon Flyer

Una configuración cuatrirrotor permite unas condiciones de vuelo muy estables (la estabilidad es algo inherente a este tipo de configuración), a la vez que una respuesta y capacidad de maniobra excelentes, lo que convierte a esta configuración en una opción para el escenario de operación que se prevé en este trabajo.

Los actuales UAV cuatrirrotores suelen tener unas dimensiones reducidas y un peso mínimo gracias al uso de materiales ligeros como la fibra de carbono. Por regla general, los rotores suelen girar en oposición para compensar sus torques y mantener al helicóptero en su posición. Esto hace que sean aeronaves fáciles de volar y al mismo tiempo incrementa la eficiencia en el consumo de energía y el tiempo de respuesta, lo que permite al cuatrirrotor aumentar el tiempo que permanece buscando a los náufragos sin necesidad de volver al barco para repostar.

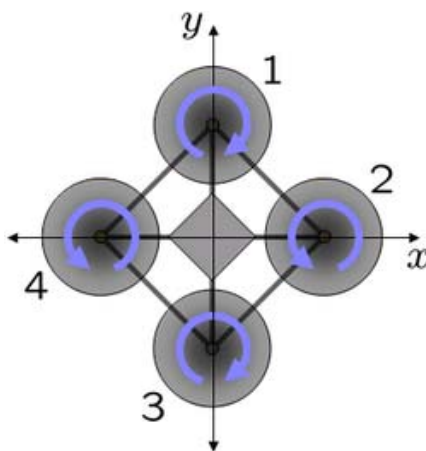


Ilustración 18: Compensación del torque en un cuatrirrotor [17]

Existen versiones de 6 y 8 rotores que permiten mayores capacidades de carga. La carga efectiva del UAV, en principio, no es factor determinante, no se espera que éste transporte ningún tipo de objeto más que la instrumentación necesaria. Por esto una configuración cuatrirrotor es adecuada para este trabajo ya que ofrece buenas prestaciones a la vez que un diseño y control más sencillo.

### **2.2.2 Aplicaciones**

Entre las aplicaciones de los UAVs se encuentran [9]:

- *Reconocimiento*: Recopilan información sobre una área determinada. Los UAVs se pueden equipar con cámaras de alta resolución e infrarrojos y transmitir video en tiempo real a la base de operaciones. Entre las misiones de reconocimiento destacan las de vigilancia aunque también se está extendiendo su uso en el estudio de tormentas y huracanes.
- *Militares*: El origen de los UAVs es militar y pese a un reciente aumento en la aplicación en el mundo civil, su uso mayoritario es militar, pudiendo utilizarse desde señuelos para los radares enemigos hasta misiones de ataque coordinado.
- *Logística*: Transporte de carga y logística. Para esta aplicación son especialmente útiles los UAVs de tipo helicóptero ya que pueden mantener la carga estacionaria en el aire y ascender o descender de forma vertical. En [18] se puede ver una demostración de uso en este campo, en el que un grupo de UAVs cuatrirrotor trabaja de forma coordinada para levantar un muro de 6 metros de altura.
- *Investigación y desarrollo*: Empleados para el diseño y prueba de nuevos sistemas.
- *Civil y Comercial*: En un amplio conjunto de aplicaciones civiles y comerciales. Ahora mismo en el mercado hay varias versiones de UAV cuatrirrotor cuya aplicación es básicamente lúdica.

Centrándose en el campo de la búsqueda y reconocimiento, los UAV tienen multitud aplicaciones en el ámbito civil:

- *Cartografía*: Realización de ortofotomapas y realización de modelos de elevaciones del terreno de alta resolución.
- *Agricultura*: gestión de cultivos.
- *Servicios forestales*: seguimiento de las áreas boscosas, control de incendios,...
- *Geología*.

- Hidrología.
- Medio ambiente, estado de la atmósfera.
- Control de obras y evaluación de su impacto.
- Seguimiento de la planificación urbanística.
- Gestión del Patrimonio.

En la actualidad cada día se va un paso más allá en el uso de UAVs para tareas de reconocimiento y rescate. Por lo general este tipo de misiones hasta ahora se llevaba a cabo con UAVs controlados por un piloto en tierra, como es el caso del FireScout o el Bell Tagle Eye que se expusieron en el punto anterior, pero cada vez se intenta que este tipo de sistemas de búsqueda sean lo más autónomos posibles y que trabajen de forma coordinada. El estudio de la coordinación de UAVs para trabajos de rescate o localización de objetivos de forma autónoma es un campo en el que se trabaja de forma activa, así encontramos trabajos como [19] en el que se estudia el modo en el que se pueden coordinar un grupo de UAVs para tareas de vigilancia y localización de amenaza de incendios, o [20] que se centra en la coordinación con restricciones de tiempo, zonas de vuelo no permitido y UAVs diferentes con distintas dinámicas de vuelo. El proyecto SWARM del MIT [21] trabaja en la coordinación de una flota de UAVs, empleando cuatrirrotores con motores eléctricos guiados por radio control. El objetivo principal es conseguir un sistema de monitorización continuo usando múltiples vehículos autónomos a modo de enjambre, con una mínima supervisión humana.

Por otro lado, la aplicación de este tipo de sistemas en la vida cotidiana está camino de convertirse en una realidad para el ciudadano de a pie. ASTRAEA [39] (Autonomous Systems Technology Related Airborne Evaluation & Assessment) es un proyecto desarrollado por el Reino Unido en manos de un consorcio formado por siete de las empresas punteras del sector aeronáutico (AOS, BAE Systems, Cassidian, Cobham, QinetiQ, Rolls-Royce y Thales). El objetivo es el desarrollo de tecnologías, procedimientos y regulaciones que permitan operar aeronaves autónomas de forma rutinaria en el espacio aéreo del Reino Unido en aplicaciones civiles. En ASTRAEA existen dos partes diferenciadas:

- Separación de seguridad y control: Engloba las tecnologías necesarias para que la aeronave vuele de forma segura, sin comprometerse el sistema de comunicaciones, sistema sensorial y mecanismos de seguridad.
- Autonomía y capacidad de decisión: Dotar al vehículo de la inteligencia necesaria para que pueda trabajar de forma autónoma y coordinada con otros UAVs y los centros de tierra.

## Capítulo 3

### Sistema de búsqueda

El sistema de búsqueda de náufragos en el mar que se expone a continuación es un sistema experto que proporciona una solución correcta (o muy aproximada) al problema de guiado de un UAV para localizar múltiples náufragos en el mar [1].

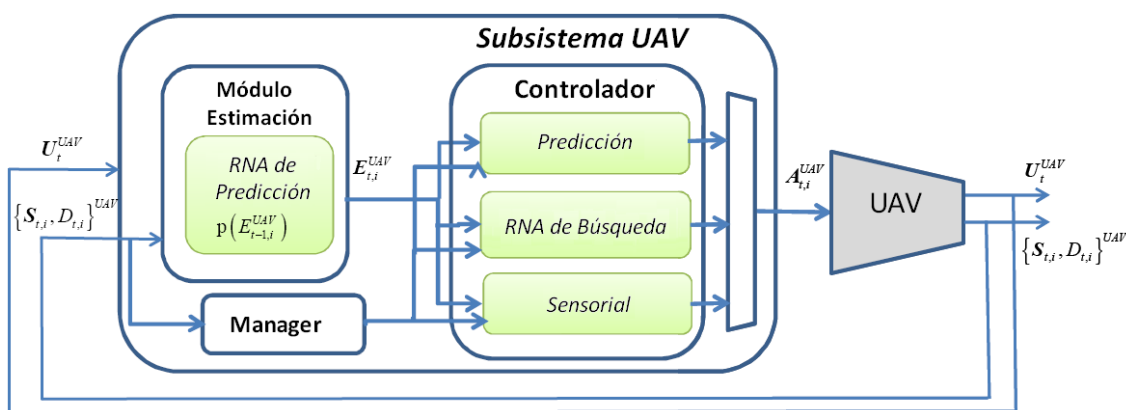


Ilustración 19: Diagrama de bloques del sistema del UAV [1].

Como se describió en la sección 1.2 (Contexto) el sistema expuesto de rescate de náufragos de partida que engloba los subsistemas coordinados de UAV y USV está formado por diferentes etapas o módulos. Dentro del sistema del UAV, en una primera fase se dispone de una red neuronal para predecir la deriva de los náufragos en función de las corrientes marinas y del viento. Esta red neuronal guía al sistema de control del UAV hasta que éste se encuentra con el primer náufrago. En este momento entra en funcionamiento la red neuronal de búsqueda o rastreo que dirige a la aeronave en la dirección más indicada para encontrar el resto de náufragos que no han sido localizados. Las posiciones de los náufragos encontrados son transmitidas por el UAV al USV para su rescate y para que el USV estime la ubicación de todos ellos. Al encontrar todos los náufragos el UAV cambia al modo sensorial y se deja de emplear la red neuronal de búsqueda. En modo sensorial, el UAV se limita a actualizar las posiciones de los náufragos encontrados y envía esta información al USV.

En este capítulo se describe el modo en que funciona la red neuronal de búsqueda desarrollada previamente a este trabajo y el rediseño que ha sido necesario llevar a cabo para el correcto funcionamiento para UAVs tipo cuatrirrotor. Además se han ampliado las

capacidades del sistema de control para que puedan emplearse más de un UAV. Para todo esto, ha sido necesario modificar la red neuronal y la capa de control que la emplea, tal y como se describe en las secciones siguientes.

Finalmente, es importante destacar que en este proyecto nos centraremos en la búsqueda y seguimiento de náufragos, por lo que no trataremos la red neuronal de predicción del UAV y el control del USV. Información sobre estos elementos se puede encontrar en [2], [22] y [23].

### **3.1 Sistema de búsqueda con un UAV**

Las redes neuronales son sistemas inteligentes con capacidad de aprendizaje, como se vio en puntos anteriores, lo cual implica la necesidad de definir casos de entrenamiento. Una vez ha sido entrenada una red neuronal es capaz de reconocer patrones de comportamiento, que es el objetivo que aquí se persigue. Obviamente, estos casos de entrenamiento se basan en una lógica, lógica que en todo caso debe tener sentido y estar bien definida por un experto. De esta forma, con el entrenamiento de la red neuronal los resultados obtenidos se aproximarán a dicha lógica, en ningún caso se pretende que el sistema experto haga nada que no haría una persona experta en la materia. Ahora bien, hay que recordar que los casos de entrenamiento son limitados y que por lo tanto la red neuronal interpolará con los datos para los que ha sido entrenada. En los casos en que la red deba extrapolar los resultados puede llegar a dar comportamientos no satisfactorios.

#### **3.1.1 Trabajos previos**

En el problema de búsqueda de náufragos se considera conocido el número  $N$  inicial de náufragos y que éstos se desplazan de acuerdo con un mapa de vientos y corrientes, dispersándose según pasa el tiempo. En función de una estimación de la posición de los náufragos se puede calcular la posición media de éstos y dirigir el UAV en esa dirección ya que será en las proximidades de este punto donde más probablemente estén los náufragos.

En trabajos anteriores [3], se ha propuesto un modelo de predicción del desplazamiento de los náufragos empleando una red neuronal. Partiendo de los datos que aporta la red se puede estimar la posición media de los náufragos y calcular el tamaño y dirección del área de búsqueda. Una vez se conoce este dato, lo siguiente es dirigir el UAV hacia el punto medio estimado. Del mismo modo, en estas referencias se sientan las bases para la aplicación de redes neuronales en la toma de decisión de las acciones de búsqueda con un único UAV, red neuronal de búsqueda.

Un estudio de la información de que se dispone en el momento que el UAV alcanza la posición media de los náufragos da como resultado la siguiente lista de parámetros:

- Posición del naufragio.
- Náufragos descubiertos.
- Posición del UAV respecto a los náufragos descubiertos.
- Punto medio de los náufragos descubiertos y su dirección.

Así pues, en función de los datos anteriores se irá calculando en cada momento la dirección del UAV para buscar los náufragos que quedan por encontrar.

En cuanto a la red de búsqueda existente (véase el trabajo [1] y [2]) la idea general radica en un concepto relativamente simple, la nueva dirección del UAV será una dirección dada en base a la dirección de la media calculada de los náufragos y la dirección real de los náufragos descubiertos hasta ese momento y estará condicionada además por la distancia al punto medio estimado y el número de náufragos descubiertos. De este modo, cada vez que se encuentra un náufrago éste aporta al sistema información para recalcularse la dirección de los náufragos y obtener más detalle sobre la posible ubicación del resto, ya que es probable que estén cerca de éste y que se desplacen en la misma dirección. Por lo tanto, el grado en que la dirección del UAV varía dependerá del número de náufragos siendo mayor el cambio cuanto mayor es el número de náufragos encontrados ya que el grado de credibilidad aumenta. Otro factor condicionante es la distancia a la media ya que si esta es muy pequeña el UAV debe alejarse para continuar con la búsqueda, de otro modo siempre se mantendría alrededor de esta ubicación y no se cubrirían nuevas áreas.

De todo lo anterior se desprende que las entradas de la red neuronal existente son:

- La dirección estimada de los náufragos.
- La dirección media de los náufragos descubiertos hasta ese momento.
- La distancia al punto medio estimado por la red de predicción.
- El porcentaje de náufragos descubiertos, normalizado a la unidad.

La red neuronal, con estos datos, calcula la nueva dirección del UAV. Además se genera también la velocidad que debe adoptar el UAV para llevar a cabo el seguimiento de la trayectoria calculada. Estos parámetros se pasan a un sistema de control de más bajo nivel para el correcto seguimiento de la trayectoria.

Haciendo uso de esta lógica, mientras el UAV sigue la trayectoria indicada analizará el área sobrevolada para comprobar la presencia de nuevos náufragos y así realimenta el sistema añadiendo nueva información que incrementa la posibilidad de éxito en la búsqueda, lo cual es del todo deseable.

### 3.1.2 Rediseño del modelo de comportamiento

*“Lo que pasa es que los helicópteros son diferentes a los aviones. El avión por su naturaleza quiere volar y si eventos inesperados no interfieren marcadamente, volará. El helicóptero no quiere volar; es mantenido en el aire por una variedad de fuerzas y controles que funcionan en oposición entre sí y si se interfiere en este delicado balance el helicóptero deja de volar... inmediata y desastrosamente.”*

Harry Reasoner, Julio 1977 [24].

Las palabras de Harry Reasoner, columnista estadounidense, pueden resultar algo catastrofistas pero sirven para introducir el problema que aquí se trata, cómo afectan las diferencias que existen entre un avión y un helicóptero al sistema de control. Evidentemente, en este punto no es necesario considerar el control de las diversas fuerzas que actúan sobre un helicóptero, eso queda a nivel del control de trayectoria y de actuadores, pero sí sirve para introducir el hecho de que el modo en que una aeronave de ala fija y una de ala rotatoria se desplazan no es el mismo y que, por lo tanto, puede que sea necesario tomar en cuenta otro tipo de consideraciones en el control.

En un principio, se podía llegar a esperar que la red neuronal existente funcionara de modo adecuado simplemente reemplazando el modelo del avión por el del helicóptero, ya que, a primera vista, no había nada que hiciera pensar que las reglas definidas de comportamiento no pudieran ser válidas para este nuevo modelo de ala rotatoria. La realidad fue muy distinta. Al sustituir el modelo de avión por el cuatrirrotor en el simulador la respuesta del sistema de control no era la adecuada, el cuatrirrotor no perseguía a los náufragos, se perdía dando vueltas alrededor del punto donde encontraba al primero de ellos. A raíz de todo esto se comenzó un estudio del motivo por el cual la planificación fallaba y la conclusión a la que se llegó es que las principales razones del mal comportamiento eran el factor omnidireccional del UAV cuatrimotor y la considerablemente inferior velocidad punta del nuevo modelo, que le impedía corregir los errores cometidos. Una vez identificadas las causas del incorrecto funcionamiento se decidió plantear una nueva solución al problema.

Volviendo al punto de partida del diseño, se tiene que el nuevo modelo de cuatrirrotor proporciona el mismo tipo de información que el del avión. Por lo tanto, del mismo se puede extraer la posición del UAV. Esta información, junto con la del resto del sistema, permite determinar:

- Posición del naufragio.
- Náufragos descubiertos.
- Posición del UAV respecto a los náufragos descubiertos.
- Punto medio de los náufragos descubiertos y su dirección.

Está claro que la idea básica del control de búsqueda no debe cambiar, el cuatrirrotor debe usar las posiciones de los náufragos para mejorar su predicción sobre la posición del resto a medida que los va encontrando, por lo tanto la dirección del UAV se seguirá viendo alterada por la dirección de los náufragos divisados e irá en función del número de estos.

Por otro lado, el modo en que se trata la distancia y el modo en que el UAV cambia su dirección en función de ésta se ha modificado. Como se comentó al principio del capítulo, en el modelo anterior se trabajaba con la distancia a la media, cambiándose la dirección conforme el UAV se acercaba a la media. Con este método el cuatrirrotor no era capaz de continuar con la búsqueda una vez encontraba el primer naufragio, ya que cambiaba de rumbo y se perdía dando vueltas sobre esa posición. Por lo tanto, se debe tener en cuenta que un helicóptero no tiene radio de giro, mientras que un avión sí.

Se ha definido una distancia máxima que puede recorrer el UAV antes de considerar que se está alejando demasiado y debe dar media vuelta y volver. Dicho de otro modo esta distancia puede entenderse como un radio de búsqueda alrededor de la media.

El nuevo UAV comienza su aproximación a la media incrementando un contador de distancia, al llegar al punto medio la distancia recorrida deberá ser igual al radio de búsqueda. Es aquí donde se encuentra la principal diferencia con la solución previa, el UAV continúa su camino en la misma dirección hasta haber recorrido una distancia igual al diámetro de búsqueda, llegado a éste el cuatrirrotor debe dar media vuelta.

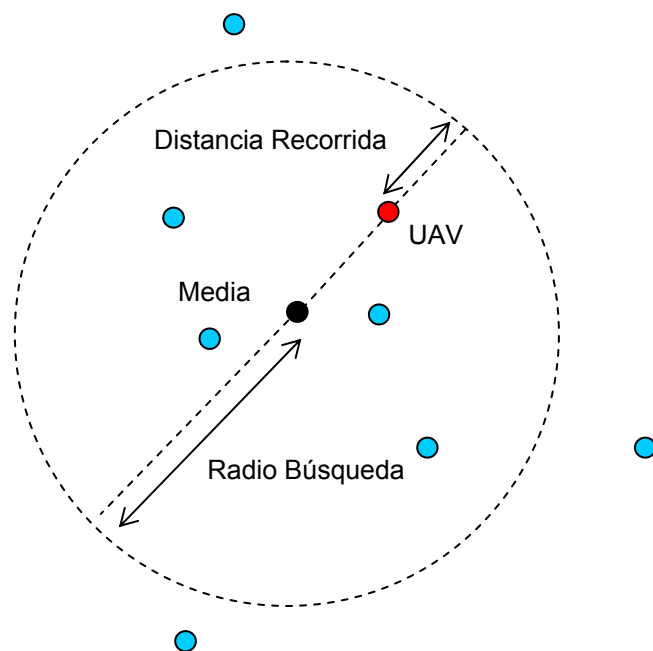


Ilustración 20: UAV, distancia de búsqueda y distancia recorrida.

Hay que dejar claro que el UAV sólo cuenta la distancia recorrida cuando está dentro del área de búsqueda. Así, si se aproxima a la media desde un punto muy lejano el conteo de la distancia recorrida comienza cuando éste se encuentra a una distancia de la media igual al radio del área búsqueda.

Ahora bien, el sistema de control del vehículo debe saber cuándo se debe dar media vuelta y para esto se ha definido un *estado* para el UAV, este nuevo parámetro será un indicador de cuándo el UAV ha cruzado todo el área de búsqueda. Aquí surge un problema, si el cuatrirrotor se limita a dar media vuelta regresará por el mismo camino que vino lo cual no es deseable si se está tratando de cubrir una zona de búsqueda. De este modo, se ha establecido que una vez pasado el punto medio el UAV modifique su dirección para describir una trayectoria helicoidal, todo esto siempre y cuando no encuentre ningún naufrago en su camino.

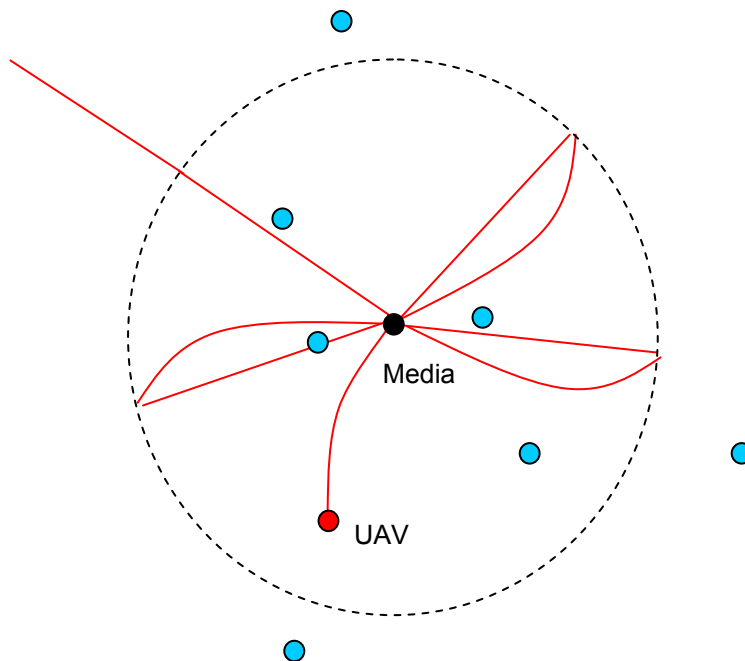


Ilustración 21: UAV y trayectoria helicoidal.

Como resultado de todo lo anterior se tiene que las entradas para la nueva red neuronal son las siguientes:

- La dirección a la media estimada de los náufragos.
- La dirección media a los náufragos descubiertos hasta ese momento.
- La distancia recorrida por el UAV, normalizada por el diámetro de búsqueda.
- El porcentaje de náufragos descubiertos, normalizado a 1.

Y las salidas son:

- Valor de corrección de la dirección actual del UAV.
- Velocidad.
- Estado del UAV, 1 continuar, 2 regresar.

En este caso, en lugar de una nueva dirección la red proporciona el valor con el que se debe modificar la dirección actual del UAV. Se estableció así por simplicidad y porque se observó que daba mejores aproximaciones durante el entrenamiento de la red.

### **3.1.3 Sistema de Control**

Se puede decir que el elemento principal dentro del control del UAV es la red neuronal de búsqueda, pero además hay una serie de aspectos que el sistema de control debe considerar. En este punto, se da una descripción de estos aspectos.

#### Localización de náufragos

El fundamento básico de la lógica propuesta para el sistema radica en la idea de ajustar la dirección del UAV en función de los náufragos descubiertos, es por esto que se hace obligatorio tener un modo de conocer cuándo un naufrago ha sido avistado. El controlador del UAV lleva un registro de los náufragos vistos, diferenciando entre los nuevos náufragos encontrados, los anteriormente vistos y todos los divisados.

No se ha contemplado en este trabajo el hecho de que un náufrago no sea visto por motivos como nubes o errores en el sistema de visión.

#### Control de estado del UAV

Entre las salidas de la red neuronal ahora se encuentra una variable de estado que indica cuando el UAV ha cruzado el área de búsqueda por completo. Este parámetro se ha diseñado como salida de la red para que se pueda tomar una decisión diferente en cada caso si fuera necesario. Por regla general se entiende que al cambiar el estado el UAV debe dar media vuelta pero aunque no sea lo habitual, se podría dar el caso en que se haga caso omiso a esto haciendo que el UAV tome otra dirección o permanecer estacionario, por ejemplo.

#### Distancia de búsqueda y tiempo desde nuevo naufrago

El término distancia recorrida y radio de búsqueda ya se ha expuesto en el punto anterior. Cabe recordar, que la red neuronal de predicción indica cuales son los ejes de la elipse donde se estima que estén los náufragos. En un caso ideal, el radio de búsqueda debería ser igual al radio mayor de la elipse pero hay que recordar que la velocidad punta del UAV no es muy elevada, y por lo tanto se define una distancia de búsqueda menor. Ahora bien, con un radio de búsqueda más pequeño nunca se llegaría a recorrer toda la zona. Para evitar esto el controlador del UAV dispone de un contador de tiempo y así al excederse un determinado periodo de tiempo sin encontrar ningún náufrago nuevo la distancia de búsqueda alrededor de la media se aumenta. Este reloj no tendría demasiado sentido si no es por el hecho de que por regla general los náufragos están próximos a otros náufragos, por esta razón al encontrar un nuevo naufrago el reloj se pone a cero ya que se debe continuar la búsqueda en las proximidades de éste.

### Conteo de la distancia recorrida

Tal y como se ha expuesto en las características de la nueva red uno de los parámetros de entrada es la distancia recorrida por el UAV, por tanto es necesario llevar un contador con su valor. Este contador se debe incrementar con cada periodo de muestreo.

### **3.1.4 Entrenamiento de la red**

Para el entrenamiento de la red se han generado un conjunto de datos de entrenamiento con la ayuda de un código escrito a tal efecto y que implementa las siguientes reglas.

- Cuando un náufrago se encuentra en el campo de visión del UAV éste debe modificar su dirección para aproximarse a él. El grado en que varía su dirección se calcula como sigue.

$$\text{Variación de dirección} = \text{náufragos vistos} * (\text{dirNaufragos} - \text{dirUAV})$$

- Cuando el UAV está sobre la media debe continuar en la misma dirección pero añadir variaciones de dirección para describir una trayectoria curvilínea a partir de este punto de forma progresiva con el espacio recorrido.
- Cuando el UAV haya cruzado el área de búsqueda completa deberá dar media vuelta. El estado debe pasar a ser 2.
- El UAV se desplaza a una velocidad que está en función de la distancia a la media. Cuando el UAV está muy cerca de la media o cerca del borde del área de búsqueda la velocidad será mayor que cuando está entre estos puntos.

#### **3.1.4.1 Parámetros del entrenamiento de una red**

##### **Tipo de red**

El problema principal a resolver aquí es la toma de decisiones, donde dirigir al UAV en base a la información disponible. Las redes neuronales de tipo feedforward han demostrado su utilidad para usos complejos de toma de decisiones y modelos de predicción en diversos campos como el de la medicina [25], el financiero [26] o el militar [27]. Dentro del campo de la navegación de vehículos autónomos también se han empleado con éxito, como se expone en [28] y [29] donde se detalla su uso para el guiado de robots. Por todo esto, se ha elegido una red de tipo feedforward.

## **Entradas**

En base a lo ya expuesto sobre la información disponible las entradas de la red y sus rangos de valores son:

- Dirección media estimada (rango  $[0, 11\pi/6]$ ).
- Dirección náufragos vistos (rango  $[0, 11\pi/6]$ ).
- Distancia recorrida por el UAV (rango  $[0, 1]$ ).
- Náufragos descubiertos (rango  $[0, 1]$ ).

## **Salidas**

Las salidas y sus rangos de valores:

- Variación de la dirección (rango  $[0, 2\pi]$ ).
- Velocidad (rango  $[0, 1]$ ).
- Estado (rango  $[1, 2]$ ).

## **Tipo de entrenamiento**

El tipo de entrenamiento elegido es entrenamiento supervisado. Como se expuso en el capítulo 2, un entrenamiento supervisado da lugar a soluciones más estables ya que una vez concluido éste los pesos no se modifican. La estabilidad en la respuesta es una de las propiedades que se persiguen cuando se está diseñando una sistema de control, por está razón se ha elegido este tipo de entrenamiento.

## **Función de entrenamiento**

La función de entrenamiento utilizada es Levenberg-Marquardt Backpropagation. Era de esperar que emplear regularización bayesiana como función de entrenamiento consiguiera minimizar los errores del entrenamiento en mayor medida que el método anterior. Por lo tanto en una primera fase de entrenamientos se empleó la regularización bayesiana pero los resultados no fueron los esperados y se descartó su uso en favor de la Levenberg-Marquardt.

## **Topología de la red**

La topología de la red empleada es 4-9-3.

- Capa 1: 4 neuronas que se corresponde con las 4 entradas de la red.
- Capa 2: 9 neuronas con una función de activación sigmoidea.

- Capa 3: 2 neuronas con una función de activación lineal.

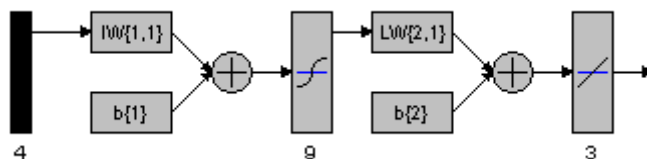


Ilustración 22: Topología de la red neuronal para un UAV.

Se muestra a continuación el resultado obtenido durante el entrenamiento.

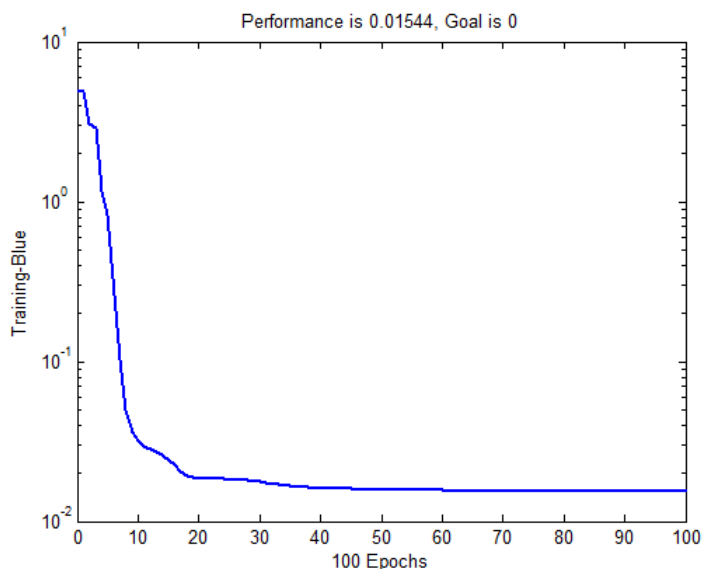


Ilustración 23: Entrenamiento de red neuronal para un UAV.

En azul se ve como el error de entrenamiento disminuye con cada época, la red ajusta cada vez mejor las salidas en función de las entradas. El objetivo es llegar a cero pero a la vista de los resultados se ve como la respuesta de la red converge y por lo tanto se puede esperar unos resultados adecuados.

Para las salidas de la red se han obtenido los siguientes márgenes de error:

- Dirección: [-0.25, 0.25]
- Velocidad: [-0.09 0.06]
- Estado: [-0.3, 0.3]

El resultado dado por la red neuronal para la variación de la dirección del cuatrirrotor contiene un error que podría afectar en pequeña medida a la dirección de la trayectoria, sin embargo este margen de error es aceptable ya que el objetivo del UAV no es dirigirse de forma precisa a un punto específico sino sobrevolar una zona en busca de náufragos. Es más, el UAV dispone de un radio de visión considerable que minimiza el impacto de cualquier pequeña desviación en su trayectoria.

El error en el estado se puede asumir por la misma razón que el caso anterior, no será estrictamente necesario que el UAV regrese a la media a una distancia precisa, ir unos metros más allá incluso le podría llevar a descubrir un nuevo naufrago.

En el caso de la velocidad, el error es lo suficientemente pequeño como para poder obviarlo.

### **3.1.4.2 Validación**

Antes de continuar con el desarrollo del sistema se consideró oportuno llevar a cabo una serie de pruebas para verificar que una vez la red ha sido entrenada el comportamiento es el deseado.

Las pruebas de validación de la red se han organizan en tres tipos:

- *Independencia de la posición náufragos/avión:*  
Para la misma posición y desplazamiento de un único naufrago, el UAV debe dirigirse hacia él y seguirle, partiendo de cualquier posición inicial dada. Se establecerán varias posiciones iniciales diferentes y se espera que el UAV vaya hacia la media de los náufragos.
- *Seguimiento de la trayectoria de los náufragos:*  
El UAV deberá de ser capaz de seguir trayectorias de náufragos. Así se aplican funciones conocidas para describir trayectorias de los náufragos concretas y ver la respuesta de la red neuronal.
- *Rastreo de un grupo de náufragos:*  
Se debe de asegurar que el UAV es capaz de recorrer el área de búsqueda y localizar a todo los náufragos.

En esta sección se presentan las pruebas de validación sobre diferentes escenarios. En la tabla siguiente se resumen sus características más relevantes.

Ensayo	Escenario	Descripción
Independencia de la posición náufragos/avión	1	Dada una posición inicial del UAV, ver el acercamiento a los náufragos.
	2	Dada una posición inicial del UAV opuesta a la anterior, ver el acercamiento a los náufragos.
	3	Diámetro de búsqueda muy pequeño.
	4	Diámetro de búsqueda muy grande.
Seguimiento de la trayectoria de los náufragos.	5	Trayectoria de los náufragos, $x=\sin(y)$ .
Rastreo de un grupo de náufragos	6	Dada una posición inicial de UAV y de 10 náufragos, comprobar el comportamiento del sistema.

Tabla 1: Pruebas de validación de entrenamiento de red neuronal para un UAV

Para llevar a cabo estas pruebas se ha desarrollado con MATLAB un simulador que permita reproducir las condiciones que se desean probar y comprobar el comportamiento del UAV mediante una representación gráfica intuitiva. En estas gráficas el uso de colores es el siguiente:

- La posición de los náufragos se representa en azul con un punto.
- Los náufragos descubiertos son rodeados por un círculo verde.
- El UAV se indica con una cruz roja.
- La trayectoria seguida por el UAV también será roja.

#### 3.1.4.2.1 Ensayos de independencia de la posición náufragos/UAV

Con estos ensayos se pretenden comprobar que la trayectoria del UAV es independiente de la posición inicial de los náufragos.

Se muestra a continuación una serie de ejemplos diferentes de las trayectorias seguidas por un UAV con diferentes puntos de comienzo.

### **Escenario 1**

**Descripción:** Se selecciona una posición inicial del UAV localizada al norte de los náufragos.

**Objetivo:** Comprobar que la aproximación del UAV a la ubicación del naufrago es adecuada.

**Resultado:** En la ilustración 24.a se puede ver como el UAV se dirige desde su punto de partida hasta el náufrago que era el comportamiento esperado.

### **Escenario 2**

**Descripción:** Se selecciona una posición inicial del UAV diferente a la anterior. En este caso el UAV estará al sur del náufrago.

**Objetivo:** Comprobar que el UAV se dirige hacia el naufrago independientemente de la posición en la que se encuentre.

**Resultados:** En la ilustración 24.b se puede apreciar como, a pesar de estar en una posición diferente el UAV se dirige hacia el náufrago.

### **Escenario 3**

**Descripción:** Se presenta la situación de partida en la ilustración 24.c, una posición inicial para el UAV y dos náufragos alejados entre ellos 300m. Se establece un radio de búsqueda de 50m.

**Objetivo:** Para el radio de búsqueda establecido, comprobar que el UAV aumentará su radio de búsqueda de forma progresiva para buscar en zonas más alejadas.

**Resultados:** Al comienzo de la búsqueda el UAV se dirigió hacia el origen de coordenadas (esto se ha forzado durante el experimento para que los resultados sean más claros). A la vista de los resultados en la ilustración 24.d se puede afirmar que se aumenta progresivamente el radio de búsqueda del UAV. En un principio este radio era simplemente de 50 metros, y el segundo náufrago se encontraba a 300 metros del primero, si el radio de búsqueda hubiera permanecido constante nunca se habría encontrado al segundo náufrago.

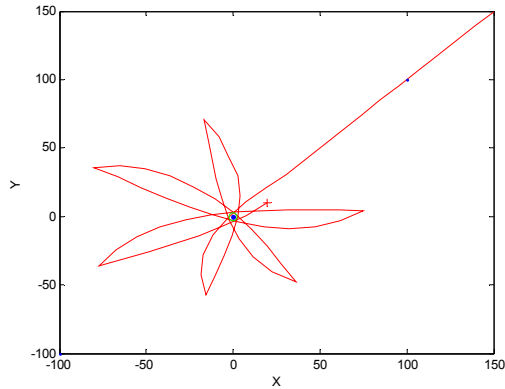
### **Escenario 4**

**Descripción:** Se establece una posición inicial para el UAV y dos náufragos, en este caso, alejados entre ellos 50m tal y como se puede ver en la ilustración 24.e. Para este caso se ha empleado un radio de búsqueda de 1000m.

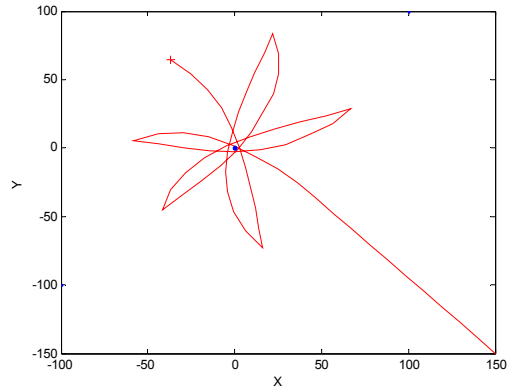
**Objetivo:** Comprobar que ocurre cuando se emplean radios de búsqueda muy grandes.

**Resultados:** En la ilustración 24.f se ve como el UAV ha sido capaz de encontrar al segundo náufrago pero debido al radio de búsqueda tan grande ha tenido que recorrer un camino muy

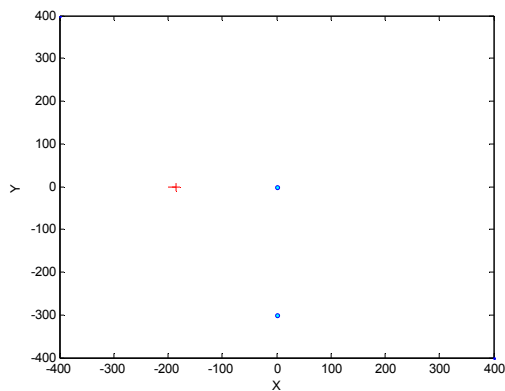
largo para dar con él. El problema derivado de todo esto es el tiempo empleado en recorrer toda esa distancia. De aquí se desprende que el radio de búsqueda elegido debe ser suficientemente grande para el UAV no se pase mucho tiempo dando vueltas sobre la media pero no tan grande como para emplear tiempo buscando en zonas demasiado alejadas sin ningún tipo de justificación.



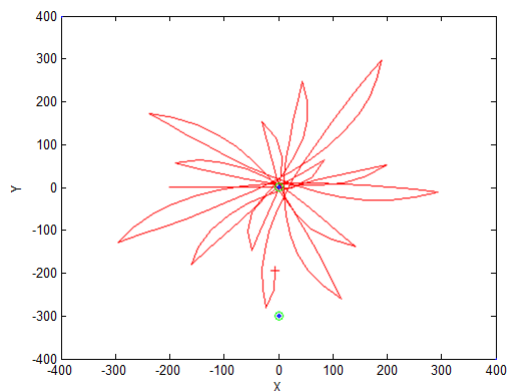
a) Resultado escenario 1



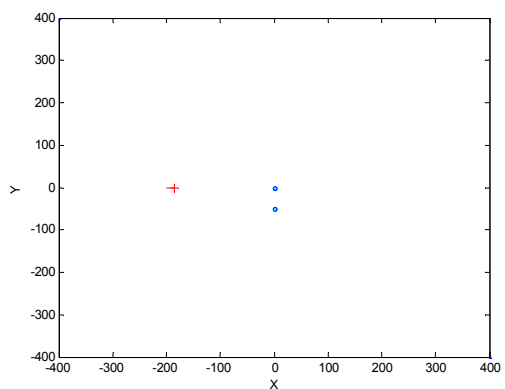
b) Resultado escenario 2



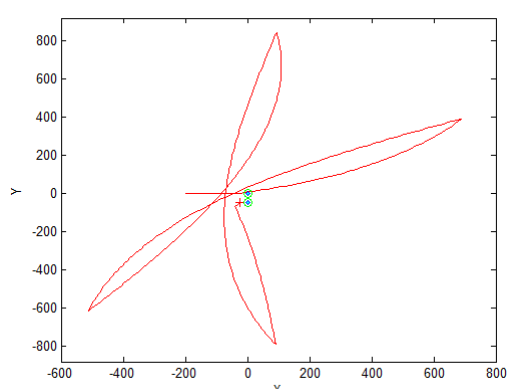
c) Situación inicial escenario 3



d) Resultado escenario 3



e) Situación inicial escenario 4



f) Resultado escenario 4

Ilustración 24: Resultados de los ensayos de independencia posición náufrago/UAV

### 3.1.4.2.2 Ensayos de seguimiento de la trayectoria de los náufragos

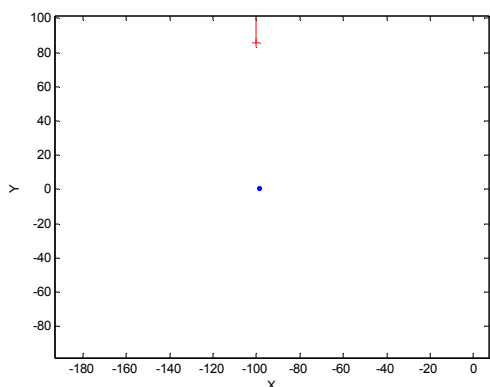
En estos ensayos el náufrago se desplaza siguiendo unas trayectorias complejas definidas en cada caso para validar la respuesta del sistema. Este deberá adaptarse lo más posible al camino seguido por el náufrago ajustando la dirección del UAV en cada momento.

#### **Escenario 5**

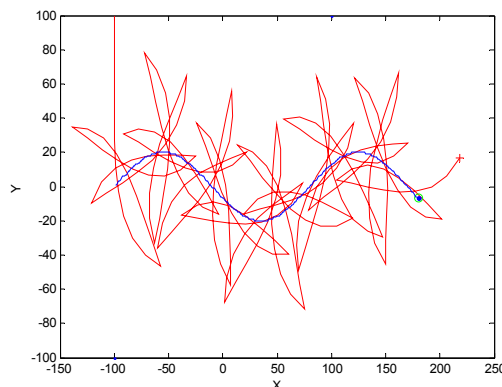
**Descripción:** Se establece una posición inicial para el UAV y un náufrago a una determinada distancia de éste, que se desplaza siguiendo una trayectoria sinusoidal (Ilustración 25.a).

**Objetivo:** Comprobar que el UAV es capaz de seguir al náufrago a lo largo de una trayectoria sinusoidal.

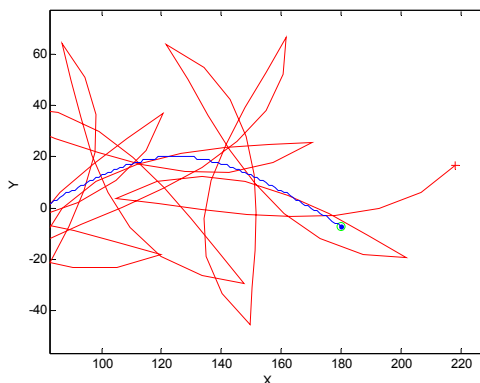
**Resultados:** El UAV es capaz de seguir la trayectoria sinusoidal de la gráfica tal y como puede apreciarse en la ilustración 25.b y 25.c.



a) Situación inicial ensayo 5



b) Resultado seguimiento náufrago



c) Detalle de la trayectoria de seguimiento

Ilustración 25: Resultados de los ensayos de seguimiento de trayectorias

Si se presta atención al detalle presentando en la ilustración 25.c, se puede apreciar como el UAV describe trayectorias que se aproximan al lugar donde se observa al náufrago y al mismo

tiempo realiza pequeños giros, como los ya vistos en ensayos anteriores, para buscar más náufragos en las inmediaciones de éste.

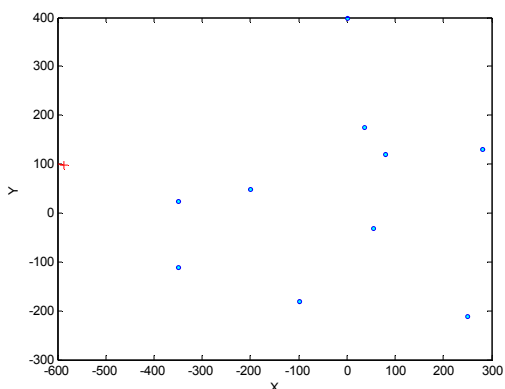
### 3.1.4.2.3 Ensayos de rastreo de un grupo de náufragos

#### **Escenario 6**

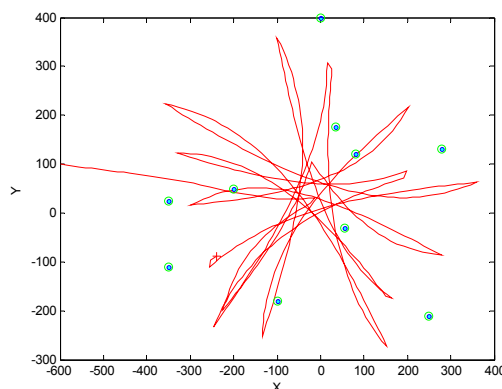
**Descripción:** Se establece una posición inicial para el UAV y 10 náufragos distribuidos de acuerdo a una distribución normal con media 0 y varianza 150, como se muestra en la ilustración 26.a. En este caso, los náufragos no se desplazan.

**Objetivo:** Comprobar que el UAV es capaz de encontrar a los 10 náufragos.

**Resultados:** En la ilustración 26.b se puede ver la trayectoria que ha seguido el UAV durante el proceso de búsqueda. El UAV ha conseguido localizar a los diez náufragos y ha tenido un comportamiento que se ajusta a lo esperado, por lo tanto se puede decir que el resultado de la prueba ha sido satisfactorio.



a) Situación inicial del ensayo 6



b) Búsqueda de un grupo de náufragos.

Ilustración 26: Resultados de los ensayos de rastreo de un grupo de náufragos

A la vista de los resultados obtenidos en las anteriores pruebas se puede concluir que el comportamiento de la red es el esperado y que por lo tanto el entrenamiento ha sido exitoso.

El siguiente paso será extender esta solución para que el sistema de búsqueda controle a una flota de UAVs.

### 3.2 Sistema de control para varios UAVs

“Dos ven mejor que uno”

Refranero popular.

Parece evidente que el hecho de aumentar el número de UAVs que se despliegan en la zona de búsqueda va a disminuir el tiempo en que los náufragos son localizados ya que se dispone de más “ojos mirando”. Éste es el fundamento para plantearse el desarrollo de un sistema de búsqueda que contemple no sólo a un UAV sino a varios de ellos. Ahora bien, no basta con desplegar múltiples vehículos, debe existir algún tipo de orden para que la búsqueda se optimice y realmente se consiga reducir el tiempo, ya que emplear varios UAV sin ningún tipo de coordinación y terminar empleando el mismo tiempo sería un fracaso.

#### 3.2.1 Modelo de comportamiento

En este caso, el sistema de control se amplía, en lugar de disponer un solo UAV se dispone de un número  $M$  de UAVs, cada uno de ellos con sus sistemas de control, como se muestra en la siguiente figura.

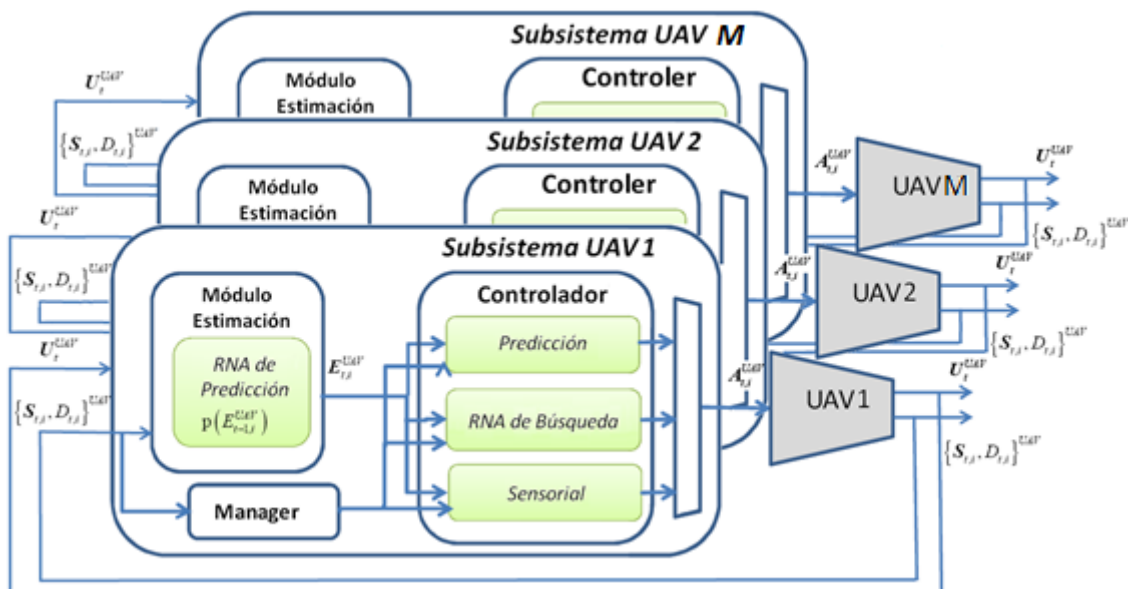


Ilustración 27: Diagrama de bloques del sistema de rescate con varios UAVs.

Se ha establecido en este trabajo que el modelo de comportamiento de los distintos UAV debe ser común, dicho de otro modo, la red neuronal embarcada en cada aeronave será la misma, con las mismas entradas, las mismas salidas e igual comportamiento.

El objetivo principal aquí es tratar de repartir los UAVs de forma que se cubra la mayor área posible dentro de la zona de búsqueda. De aquí se desprende la regla fundamental del nuevo comportamiento, los UAVs deben alejarse unos de otros cuando sus posiciones sean cercanas.

En este trabajo se ha obviado el problema de las colisiones entre UAVS, se da por hecho que cada uno vuela a diferentes alturas con un margen suficiente que les permite maniobrar sin peligro de impactar entre ellos.

El estudio de la solución parte del rediseño expuesto en el punto anterior, al tratarse del mismo UAV, y se centra en evaluar las posibles respuestas de UAV con respecto al resto de la flota. Por todo esto el UAV tendrá un comportamiento igual al anterior pero ampliado. Así, el recálculo de la dirección se continúa haciendo en base a los náufragos descubiertos, el UAV sigue describiendo una trayectoria helicoidal, comprobando el cambio de estado y aumentando la distancia de búsqueda cuando sea necesario.

Ahora bien, simplemente con redirigir el UAV en una distancia determinada al encontrarse con otro de ellos no soluciona el problema del reparto del área de búsqueda, es necesario algo más. Recordando la base del recálculo de dirección del UAV se tiene que ésta está en función de los náufragos descubiertos. Por esta razón, cuando el UAV descubre nuevos náufragos decide cambiar su rumbo y continuar la búsqueda en otras zonas. ¿Qué ocurriría si un UAV sobrevuela un náufrago pero no lo descubre? Nunca lo tendría en cuenta para modificar su trayectoria y por tanto nunca continuaría la búsqueda a su alrededor. Esta idea es realmente útil para el problema que aquí se plantea, si un UAV ignora a un náufrago que ha sido descubierto por otro éste nunca lo considerará para reajustar su ruta y por tanto no buscará a su alrededor y no se adentrará en el área de búsqueda del otro UAV.

Combinando esta idea con el hecho de que al encontrarse dos UAVs toman direcciones opuestas se consigue hacer un reparto del espacio de una forma simple que puede ser implementada en una red neuronal sin más problema. El que un UAV ignore los náufragos ya descubiertos por otro, no supone mayor problema ya que lo importante es que al menos uno de ellos lo localice.

De este modo, se tiene que las entradas para la red neuronal son las siguientes:

- La diferencia entre la dirección a la media estimada de los náufragos de cada UAV y la dirección actual del UAV.
- La diferencia entre la dirección a la media de los UAVs cercanos y la dirección actual del UAV.

- La distancia recorrida por el UAV, normalizada por el diámetro de búsqueda.
- El porcentaje de náufragos descubiertos, normalizado a 1.
- La cantidad de UAVs cercanos.

Y las salidas son:

- Valor de corrección de la dirección actual del UAV.
- Velocidad.
- Estado del UAV, 1 continuar, 2 regresar.

En este caso, las entradas de dirección se presentan con diferencias con la dirección del UAV. Esto hace que los entrenamientos sean más simples y rápidos y que el ajuste de la red sea mejor, al trabajar sólo con dos direcciones en lugar de tres, la dirección a la media, la dirección a los UAVs cercanos y la dirección del UAV.

### **3.2.2 Sistema de control**

Del mismo modo que ha sido necesario ajustar la lógica de la red neuronal se han modificado algunos de los demás aspectos del control.

#### Localización de náufragos

En este caso la localización de náufragos ha cambiado, un UAV debe ignorar aquellos náufragos que hayan sido descubiertos por otro UAV de la flota. Los UAVs sólo tendrán en consideración aquellos náufragos descubiertos por ellos mismos. Por lo demás todo sigue igual, si un náufrago está dentro de su radio de visión se considera localizado, registrándose su ubicación.

#### Localización de UAVs

Para este problema no sólo basta con controlar la localización de náufragos, es mandatorio ubicar al resto de UAVs de la flota. Un UAV se considera que está próximo a otro (u otros), y que por tanto lo debe esquivar, si la distancia a éste es inferior a un valor determinado, denominado radio de seguridad.

#### Despliegue de UAVs

El reparto del área de búsqueda propuesto se basa en no considerar a los náufragos encontrados por otros UAVs para no adentrarse en sus zonas de búsqueda pero esto no es efectivo si cada UAV no comenzase la búsqueda en un punto distinto a los demás. Así, en función del número de UAVs de la flota, se calcula un punto medio para cada uno de ellos. Partiendo del punto medio estimado los nuevos puntos medios estarán a una distancia determinada y con ángulo  $\phi/M$ . En la siguiente ilustración se pueden ver ejemplos de esto en los que se muestra en rojo el punto medio estimado y en verde el punto medio para cada UAV.

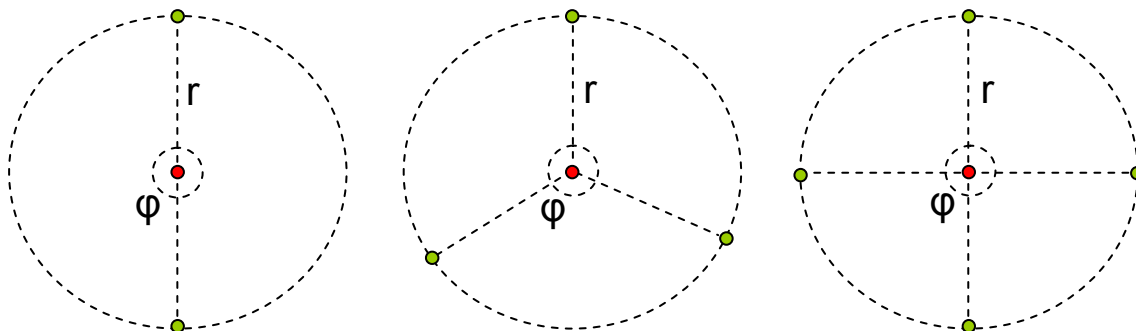


Ilustración 28: Puntos medios para despliegue de una flota de 2, 3 y 4 UAVs.

Otro problema viene dado por el hecho de que los UAVs se despliegan desde un barco, cerca de la zona de búsqueda. La lógica implementada en la red neuronal hace que los UAV se eviten, si salen todos del mismo punto al mismo tiempo el resultado puede ser erróneo. Una solución sería espaciar las salidas en el tiempo, pero es precisamente el tiempo lo que se busca minimizar así que se debe plantear otra solución. Por esto, se ha incluido una condición para que un UAV que acaba de despegar del barco y se dirige hacia el punto medio no evite a otros UAVs. Al llegar al punto medio esta condición se desactiva.

### 3.2.3 Entrenamiento de la red

#### 3.2.3.1 Parámetros del entrenamiento de red elegida

##### Tipo de red

El tipo de red feedforward se conserva ya que los motivos expuestos siguen aplicando aquí al ser el objetivo principal de la red el mismo, decidir la trayectoria a tomar. En cuanto a las reglas para el entrenamiento, las empleadas para la creación del conjunto de datos de entrenamiento de la red para un UAV se han completado con dos reglas nuevas:

- Cuando un UAV se encuentra a otro UAV deben tomar direcciones completamente opuestas para realizar una maniobra de búsqueda opuesta.

- Cuando un UAV se encuentra a otro UAV debe alejarse a velocidad máxima.

### **Entradas**

En este caso se han redefinido las entradas de la red neuronal para incluir los nuevos parámetros a considerar. Las entradas de la red y sus rangos de valores quedan del siguiente modo:

- Diferencia entre dirección media estimada y dirección náufragos vistos (rango  $[0, 11\pi/6]$ ).
- Diferencia entre dirección media estimada y dirección UAVs próximos (rango  $[0, 11\pi/6]$ ).
- Distancia recorrida por el UAV (rango  $[0, 1]$ )
- Náufragos descubiertos (rango  $[0, 1]$ ).
- UAVs cercanos (rango  $[0, 1]$ ).

### **Salidas**

Las salidas y sus rangos de valores:

- Variación de la dirección (rango  $[0, 2\pi]$ ).
- Velocidad (rango  $[0, 1]$ ).
- Estado (rango  $[1, 2]$ ).

### **Tipo de entrenamiento**

El tipo de entrenamiento y la función aplicada se han mantenido con respecto al caso anterior, Levenberg-Marquardt Backpropagation.

### **Topología de la red**

En este caso se ha aumentado el número de neuronas en la capa oculta de la red. La segunda capa pasa ahora a tener 10 neuronas. El tipo de las funciones de transferencia se conserva.

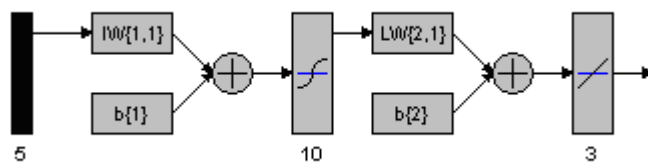


Ilustración 29: Topología de la red neuronal para un UAV.

Se muestra a continuación el resultado obtenido durante el entrenamiento.

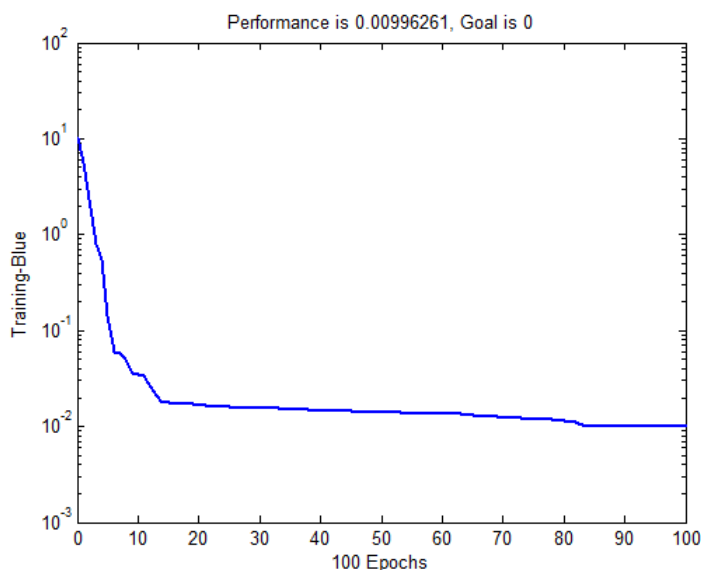


Ilustración 30: Entrenamiento de red neuronal para varios UAV.

En este caso el error de entrenamiento converge a 0 como en el caso anterior y por lo tanto se puede esperar unos resultados adecuados. Además, el margen de error en las salidas varía muy poco con respecto al caso anterior por lo que se puede considerar aceptable ya que aplican las mismas justificaciones.

### 3.2.3.2 Validación

Al igual que para la red anterior se han llevado a cabo una serie de pruebas para comprobar el funcionamiento de la nueva red. Se han repetido los ensayos anteriores y el comportamiento ha sido el esperado. Además, se ha incluido una prueba más para validar la nueva funcionalidad.

- **Evasión de otros UAVs:**  
Es necesario comprobar que cuando un UAV vuela dentro de una flota éste se dirige a zonas libres del área de búsqueda y que por lo tanto al encontrarse dos o más UAVs éstos toman direcciones opuestas.

Ensayo	Escenario	Descripción
Evasión de otros UAVs	7	Dada una posición inicial de 2 UAVs y 1 náufrago, comprobar el comportamiento del sistema.

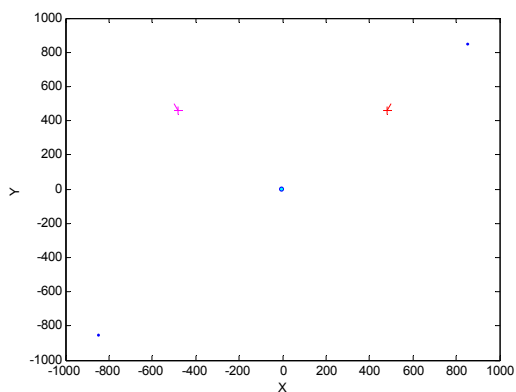
Tabla 2: Pruebas de validación de entrenamiento de red neuronal para varios UAVs.

### Escenario 7

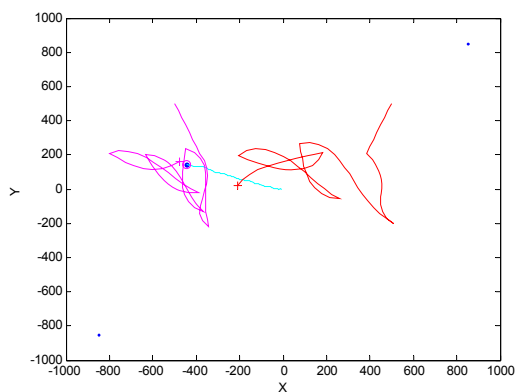
**Descripción:** Se establece una posición inicial para 2 UAVs y 1 náufrago, como se indica en la ilustración 31.a.

**Objetivo:** Comprobar que los UAVs son capaces de evitarse el uno al otro.

**Resultados:** En la ilustración 31.b se puede comprobar cómo los UAVs persiguen al náufrago mientras que rastrean dos zonas diferentes. A la vista de esto se puede afirmar que el entrenamiento de la red da buenos resultados ya que los UAVs se comportan como se esperaba.



a) Situación inicial del ensayo 7



b) Los UAVs buscan náufragos en zonas distintas

Ilustración 31: Resultado para ensayos con dos UAVs.

Una vez validado el comportamiento básico del sistema se debe hacer un estudio más profundo de la actuación del sistema con escenarios más complejos. Estos casos se plantean en el siguiente capítulo.

### **3.3 Robustez del sistema**

El mundo real suele diferir del comportamiento de estudios y ensayos realizados con modelos y simuladores. En el mundo real existe siempre una probabilidad de que ocurra algún tipo de imprevisto que no se había tenido en cuenta durante los ensayos.

Por todo esto, durante el desarrollo del sistema anterior al aquí planteado [3] se tuvieron en consideración una serie de posibles causas de error que no pueden pasarse por alto en esta solución ya que pueden llegar a darse en ambos casos.

#### **3.3.1 Problemas con la red neuronal**

Cuando se trabaja con redes neuronal hay que tener muy presente siempre que una red neuronal es incapaz de dar una respuesta razonable acerca de algo para lo que no ha sido entrenada. Además esta respuesta será más o menos correcta en función de la similitud de las entradas con los diversos casos aprendidos. Al entrenar una red neuronal no se pueden cubrir todos los posibles casos que se pueden presentar sino que se emplea un conjunto significativo de casos, esperando que la red interpole la solución para el resto de los casos. El objetivo es siempre reducir el error de la red al mínimo pero esto no es una tarea sencilla.

En el caso particular de la red para el UAV, un error en la salida de la dirección puede hacer que este se desvíe de su rumbo. Sin embargo hay que recordar que el sistema puede tolerar algún error pequeño ya que el objetivo no es dirigir a la aeronave a un punto concreto con total exactitud, sino cubrir un área de búsqueda. Por otro lado, el encontrar nuevos náufragos hace que se recalcule la ruta y corrige el error.

#### **3.3.2 Casos no contemplados**

Como se ha comentado al inicio del punto es posible que durante el desarrollo de la lógica de la red haya casos que se puedan dar en el mundo real que se hayan pasado por alto de forma accidental o de manera intencionada ya que se entiende que pueden no afectar de un modo severo al comportamiento del sistema. Este tipo de errores son detectados durante las pruebas del sistemas, de ahí la importancia de diseñar unos casos de test que cubran una serie de escenarios lo suficientemente diversos.

## Capítulo 4

### Resultado experimentales

En este capítulo se presentan una serie de pruebas que han sido llevadas a cabo para validar el correcto funcionamiento del sistema propuesto.

Para un diseño adecuado de los ensayos se ha enfocado el estudio principalmente en la variación de los parámetros de trabajo del sistema y en los factores que pueden influir sobre estos. Partiendo de variaciones en estos factores, se han planteado una serie de escenarios diferentes y se ha comprobado, en cada caso, el funcionamiento del sistema.

#### 4.1 Ensayos

Una vez validado el comportamiento de las redes neuronales diseñadas se ha llevado a cabo una serie de ensayos para comprobar el funcionamiento de las redes de búsqueda sobre uno y múltiples UAVs.

Los distintos ensayos se centran en el rastreo de un grupo de náufragos, ya que la función última del sistema de rastreo es localizar a todos los náufragos que se encuentran repartidos en una parcela del mar. Para esto se han definido los siguientes escenarios de prueba.

UAVs	Escenario	Descripción
1	1	Dada una posición inicial de UAV y de 10 náufragos con una velocidad y dirección determinada, comprobar el comportamiento del sistema.
	2	Dada una posición inicial de UAV y de 10 náufragos con una velocidad y dirección determinada, comprobar el comportamiento del sistema cuando uno de ellos se encuentra muy alejado de la media.
	3	Pruebas de búsqueda con una dirección de los náufragos

		diferente.
	4	Pruebas de búsqueda con una dirección de los náufragos diferente.
Varios (M>1)	5	Dado un grupo de 10 náufragos y 2 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda.
	6	Dado un grupo de 10 náufragos y 3 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda.
	7	Dado un grupo de 10 náufragos y 4 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda.
	8	Dado un grupo de 10 náufragos y 4 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda saliendo desde el mismo punto de partida.
	9	Dado un grupo de 10 náufragos y 4 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda saliendo desde el mismo punto de partida al sureste de los náufragos.
	10	Dado un grupo de 10 náufragos y 4 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda saliendo desde el mismo punto de partida al suroeste de los náufragos.
	11	Dado un grupo de 10 náufragos y 4 UAV se valida el comportamiento de los UAV en su zona de búsqueda saliendo desde el mismo punto de partida al noroeste de los náufragos.

Tabla 3: Descripción de ensayos y escenarios.

Se mantenido el uso de colores empleado en el capítulo anterior:

- La posición de los náufragos se representa en azul con un punto.
- Los náufragos descubiertos son rodeados por un círculo verde.
- El UAV se indica con una cruz roja.
- La trayectoria seguida por el primer UAV también será roja.

Para el caso de pruebas en las que existe más de un UAV, su color variará aunque éste estará siempre representado como una cruz. Para distinguir los náufragos descubiertos por cada UAV, el color que se usa para rodearlos no será el verde, sino el mismo color que el UAV que lo encontró.

Salvo que en su descripción se diga lo contrario las condiciones de las pruebas son:

- Los náufragos se encuentran distribuidos de acuerdo a una distribución normal con media 0 y varianza 150.
- Los parámetros iniciales del sistema son: velocidad de 0.5 m/s e intervalo de tiempo de cálculo de 30 s.
- El radio de visión de los UAVs es de 100 m.
- Todas las distancias se miden en metros.
- Todos los náufragos se desplazan en una misma dirección la cual dependerá del escenario. Se le añade a dicha dirección cierta componente errática.
- La velocidad de los náufragos es de 0.05 m/s.

## 4.2 Ensayos con un UAV

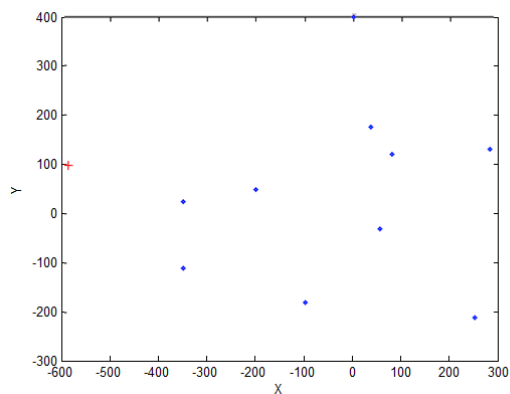
En esta sección, se presenta una serie de pruebas en las que el UAV debe encontrar a todos los náufragos de un grupo. En estos experimentos se ponen a prueba todas las funciones tratadas anteriormente de forma conjunta.

### Escenario 1

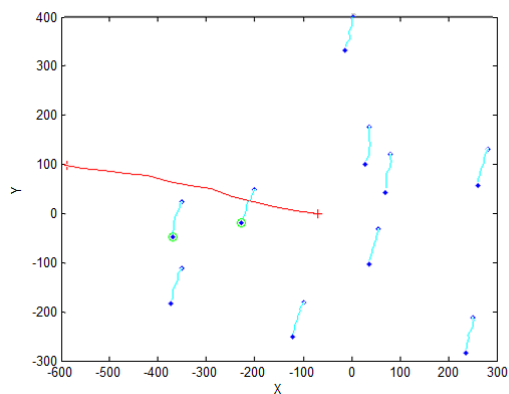
**Descripción:** En este escenario 1 UAV realiza la búsqueda de 10 náufragos distribuidos en un área determinada (Ilustración 32.a). La diferencia con el escenario 7 de la sección anterior es que en este caso los náufragos se desplazan con una dirección igual a  $-3\pi/4$ .

**Objetivo:** Comprobar que el UAV es capaz de encontrar a los 10 náufragos que se desplazan, tal y como lo harían los náufragos en el mar llevados por las corrientes y el viento.

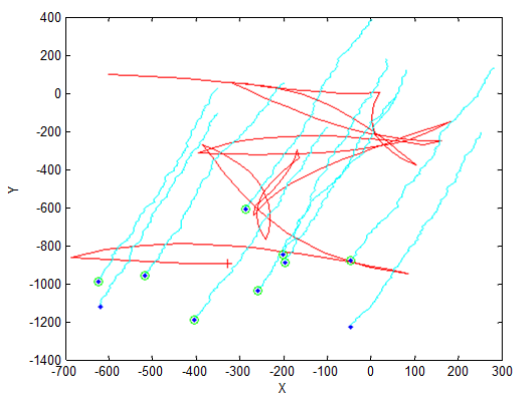
**Resultados:** El UAV comienza la búsqueda dirigiéndose a la media mientras los náufragos se desplazan (Ilustración 32.b). Después de un tiempo el UAV ha sido capaz de encontrar a ocho de los diez náufragos, ilustración 32.c. Finalmente el UAV ha sido capaz de localizar a todos los náufragos, ilustración 32.d. El tiempo medio empleado en este ensayo ha sido de 5 horas, habiendo recorrido el UAV unos 4 km.



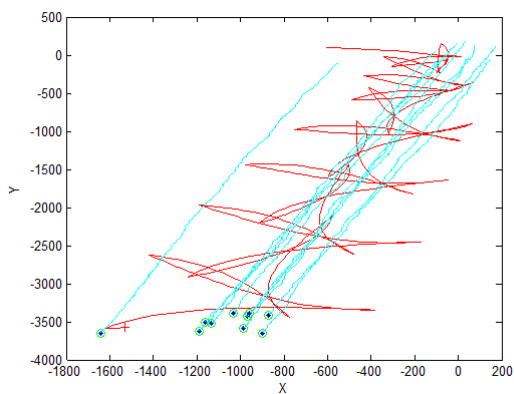
a) Situación inicial del ensayo 1



b) UAV comienza la búsqueda



c) UAV encuentra a la mayoría de los náufragos



d) UAV encuentra a todos los náufragos

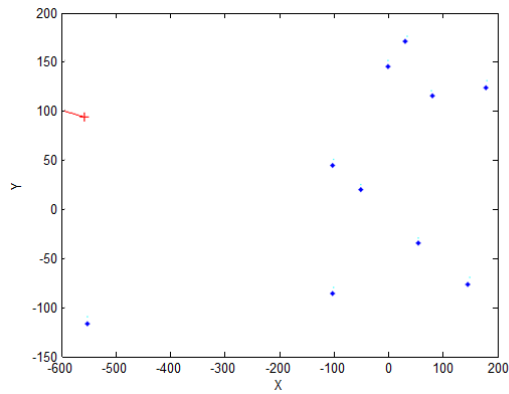
Ilustración 32: Resultado de escenario 1

## Escenario 2

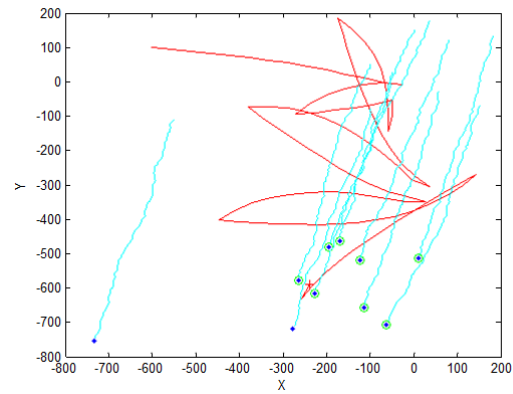
**Descripción:** Este escenario es una variación del anterior, en él uno de los náufragos se encuentra alejado considerablemente de la media donde se encuentran los demás náufragos. La situación inicial se presenta en la ilustración 33.a.

**Objetivo:** Comprobar que el UAV es capaz de encontrar a los 10 náufragos cuando alguno de ellos se encuentra muy alejado de la media.

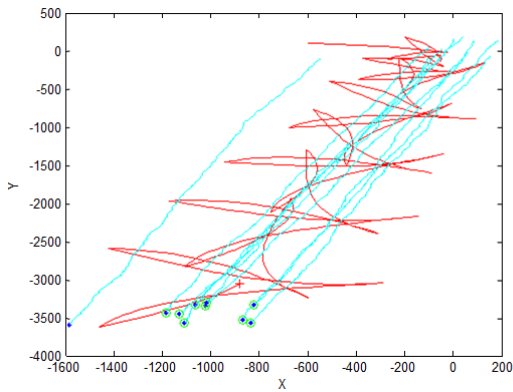
**Resultados:** Al igual que en el caso anterior el UAV es capaz de encontrar los primeros náufragos rápidamente (Ilustración 33.b) y a partir de estos continuar con la búsqueda. Pasadas las 5 horas que se emplearon en el escenario anterior el UAV aún no es capaz de encontrar el náufrago perdido (Ilustración 33.c).



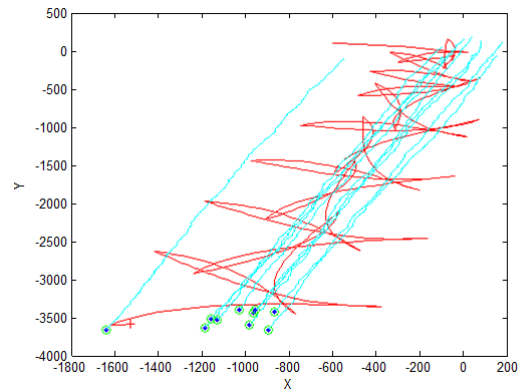
a) Situación inicial del ensayo 2



b) UAV comienza la búsqueda



c) UAV a las 5 horas de búsqueda



d) UAV encuentra a todos los náufragos

Ilustración 33: Resultado del escenario 2.

En este caso, el UAV completa la búsqueda transcurridas 8 horas (Ilustración 33.d). Hay que decir que en sucesivas repeticiones de este ensayo los tiempos no mejoran, es más, en muchos de los casos se pasa de las 10 horas. Es en estos casos cuando se justifica el establecer un tiempo máximo de búsqueda ya que en un periodo de tiempo tan largo probablemente el UAV necesite volver al barco para repostar o puede que exista algún fallo que impida encontrar al náufrago.

En la figura 34 se muestra un ejemplo de búsqueda que termina transcurridas 10 horas en las que el UAV no consigue localizar al último naufrago.

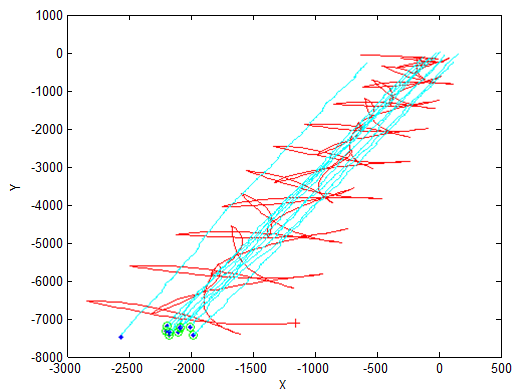


Ilustración 34: UAV no encuentra al último náufrago tras 10 horas.

### **Escenario 3**

**Descripción:** Se dan las mismas posiciones iniciales del UAV y de los 10 náufragos que se indican en los escenarios anteriores. En este caso la dirección de desplazamiento es de  $\pi/8$ .

**Objetivo:** Validar que el UAV es capaz de encontrar a los 10 náufragos independientemente de la dirección de deriva de estos.

**Resultados:** En la ilustración 35 se puede comprobar como el UAV ha localizado a todos los náufragos sin influir la dirección en la que éstos se desplazan. El tiempo medio empleado es de 3.5 horas.

### **Escenario 4**

**Descripción:** Al igual que en el caso anterior, se repite el ensayo de la búsqueda de 10 náufragos a la deriva. En esta ocasión la dirección de desplazamiento es de 0 grados.

**Objetivo:** Idéntico que al del caso anterior.

**Resultados:** El tiempo medio empleado es de 2.5 horas, los resultados se recogen en la ilustración 36.

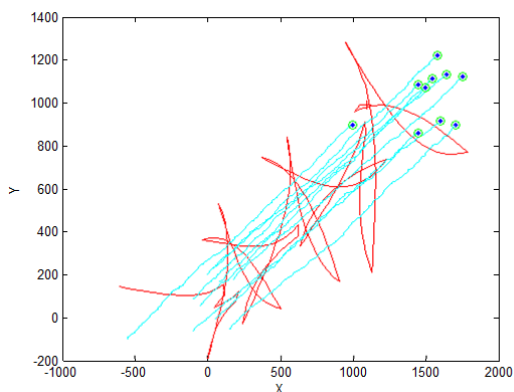


Ilustración 35: Resultado escenario 3

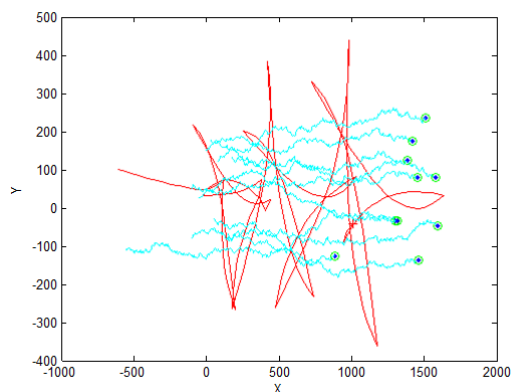


Ilustración 36: Resultado escenario 4

### 4.3 Ensayos con varios UAVs

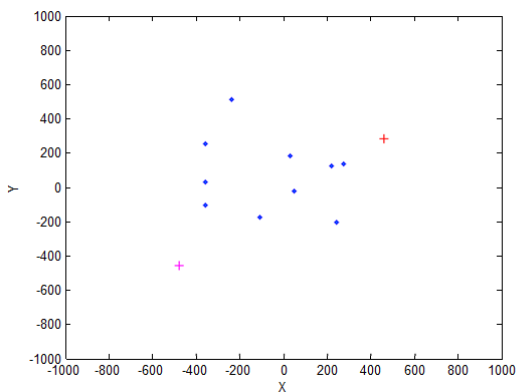
Hasta ahora se han llevado a cabo pruebas con un solo UAV pero el objetivo de este proyecto es el presentar una solución en la que se empleen múltiples UAVs. Las pruebas con un único UAV son indicativas de que la solución es correcta pero como se describió en el capítulo anterior es necesario ampliar las capacidades de la red neuronal. A lo largo de los siguientes puntos se describen una serie de ensayos que prueban el comportamiento del sistema cuando se emplea más de un UAV.

#### Escenario 5

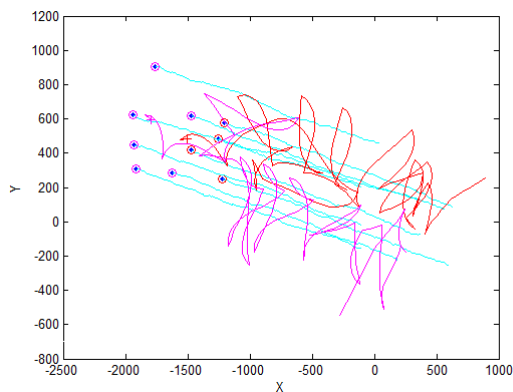
**Descripción:** En este escenario se emplean 2 UAVs. Se establece una posición inicial diferente para cada uno de los UAVs y 10 náufragos distribuidos como se muestra en la ilustración 37.a.

**Objetivo:** Comprobar que los UAVs son capaces de que localizar a los 10 náufragos perdidos y que los UAVs centran su búsqueda en una zona determinada.

**Resultados:** En la ilustración 37.b se observa que existen dos grupos de náufragos, localizados cada uno por uno de los UAVs. El tiempo medio empleado es de 2 horas, con lo que se puede afirmar que se ha reducido el tiempo de búsqueda al emplear un UAV más que en los ensayos de los escenarios anteriores.



a) Situación inicial del ensayo 5



b) Los UAVs encuentran a todos los náufragos

Ilustración 37: Resultado escenario 5

### Escenario 6

**Descripción:** Dada la misma disposición de náufragos que en el caso anterior, ahora se emplean 3 UAV diferentes. La ubicación de los UAVs se presenta en la ilustración 38.a.

**Objetivo:** Comprobar que los UAVs son capaces de encontrar a todos los náufragos y que existe una cierta división en los grupos de náufragos encontrados.

**Resultados:** En la ilustración 38.b se puede comprobar que los resultados obtenidos son los esperados. En este caso se ha mejorado en el tiempo medio empleado con respecto al escenario anterior, empleándose de 1 hora.

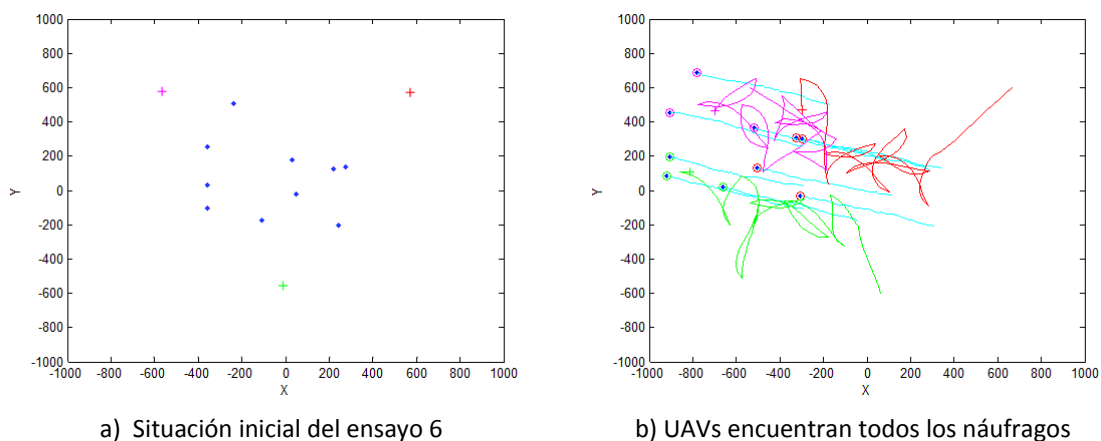


Ilustración 38: Situación inicial del ensayo 6

### Escenario 7

**Descripción:** Se trata de una variación del escenario anterior en el que se emplean 4 UAVs dispuestos tal y como se muestran en la ilustración 39.a.

**Objetivo:** Idéntico a los dos últimos escenarios.

**Resultados:** La ilustración 39.b muestra el resultado de la división de áreas de búsqueda cuando se emplean 4 UAVs. El tiempo empleado en este caso ha sido el menor de todos los ensayos. Desde el comienzo de la prueba hasta que se termina la búsqueda han transcurrido una media de 30 minutos.

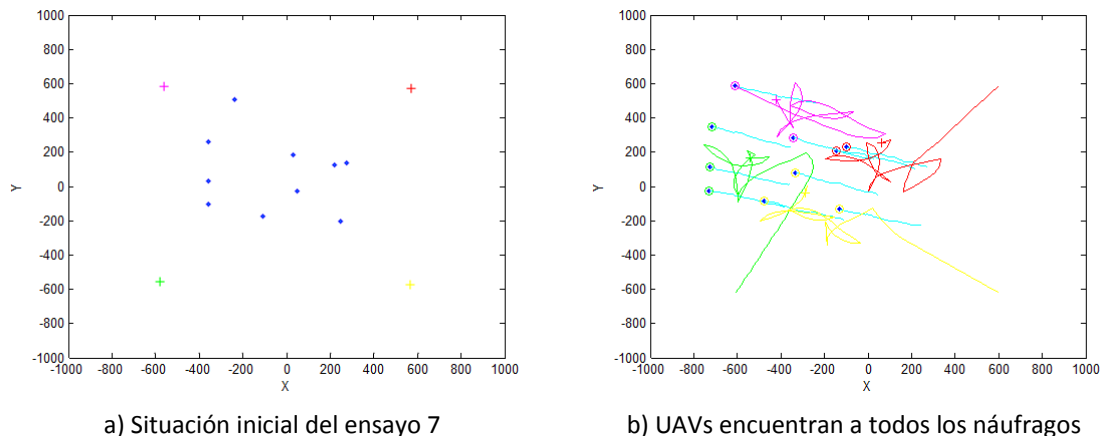


Ilustración 39: Resultado del escenario 7

Llegados a este punto se hace evidente que el número de UAVs utilizados en la búsqueda reduce el tiempo que se emplea en completarla. Este era uno de los objetivos que se perseguían en este trabajo fin de máster.

Por otra parte, se han llevado a cabo pruebas con diferentes dispersiones iniciales de los náufragos. Sus resultados se detallan en el apéndice A. El tiempo de búsqueda en función de la dispersión inicial se representa en la siguiente figura.

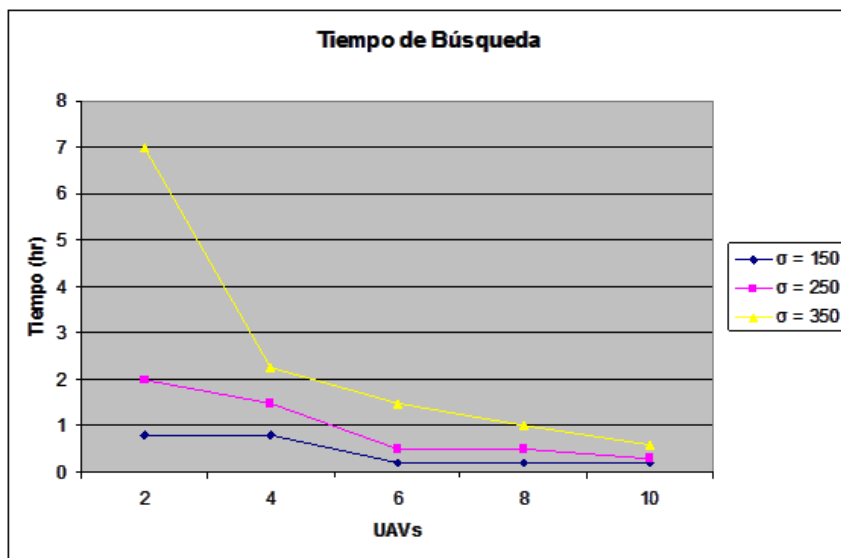


Tabla 4: Tiempos de búsqueda para diferentes distribuciones.

A la vista de los resultados en la Tabla 4 se puede afirmar que llegado un momento el emplear más UAVs no hace que se mejore el tiempo de búsqueda. Por otro lado, para un mismo número de UAVs a mayor dispersión de los náufragos mayor tiempo de búsqueda. De este modo, si la dispersión de los náufragos aumenta emplear más UAVs sí reduce el tiempo de búsqueda. Como conclusión, el número de UAVs que se deben desplegar en el área de búsqueda estará en función de la dispersión de los náufragos.

### **Escenario 8**

**Descripción:** En los escenarios anteriores cada UAV partía de un punto inicial diferente. El objetivo en estos ensayos era el de validar que cada UAV lleva a cabo búsquedas dentro de un área determinada. En el mundo real este caso será poco probable, los UAVs se transportarán en un único barco y, por lo tanto, todos partirán del mismo punto inicial. A continuación se presenta una serie de escenario en los que se reproduce esta situación. Se establece una posición inicial común para los 4 UAVs del escenario anterior y 10 náufragos distribuidos como se presenta en la ilustración 40.a.

**Objetivo:** Estudiar el resultado de la búsqueda cuando todos los UAVs parten de un mismo punto inicial.

**Resultados:** En la primera de las ilustración, 40.b, se puede ver como los UAVs se separan y cada uno de ellos se dirige hacia su punto medio. Durante este desplazamiento los UAVs no se evitan los unos a los otros. Este comportamiento es deseable ya que de lo contrario los UAVs no podrían desplegarse todos al mismo tiempo. Una vez cada UAV llega a su punto medio se comienza a evitar a los demás UAVs. Como era de esperar la flota de UAVs localiza a todos los náufragos como se muestra en la ilustración 40.c. Se ha empleado una media de 30 minutos en la búsqueda.

### **Escenario 9**

**Descripción:** Se establece una posición inicial para los 4 UAVs diferente a la del escenario anterior y 10 náufragos distribuidos como se presenta en la ilustración 40.d.

**Objetivo:** Comprobar que el resultado de la búsqueda cuando todos los UAVs parten de un mismo punto inicial.

**Resultados:** Se comprueba que el resultado es el esperado.

### **Escenario 10**

**Descripción:** Se establece una posición inicial para los 4 UAVs diferente a la del escenario anterior, tal y como se presenta en la ilustración 40.e.

**Objetivo:** Comprobar que el resultado de la búsqueda cuando todos los UAVs parten de un mismo punto inicial.

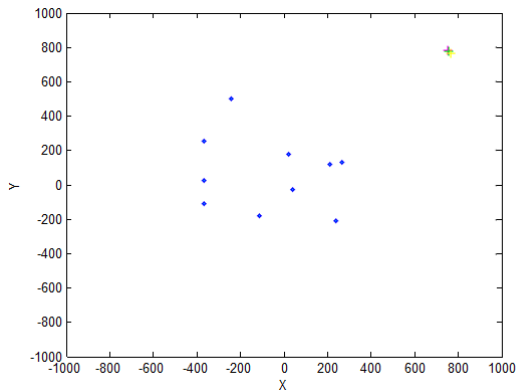
**Resultados:** Se comprueba que el resultado es el esperado.

### Escenario 11

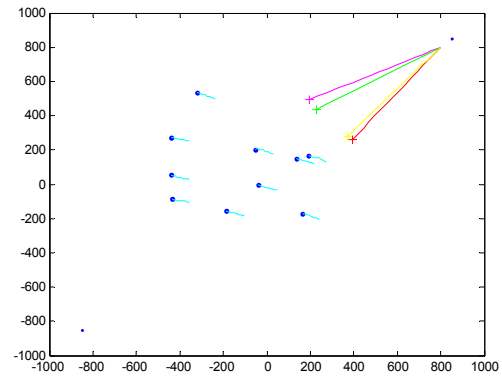
**Descripción:** Se vuelve a variar la posición inicial para los 4 UAVs como se muestra en la ilustración 40.f.

**Objetivo:** Comprobar que el resultado de la búsqueda cuando todos los UAVs parten de un mismo punto inicial.

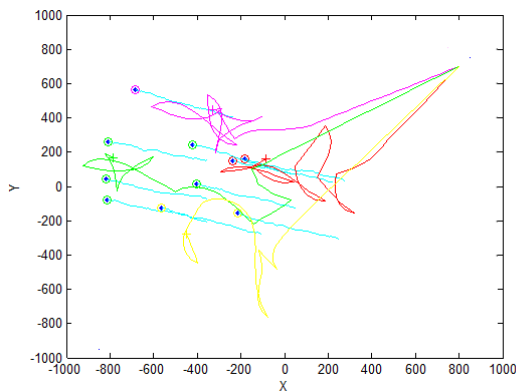
**Resultados:** Se comprueba que el resultado es el esperado.



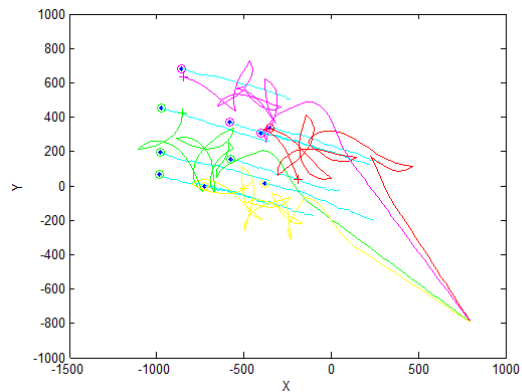
a) Situación inicial del ensayo 8



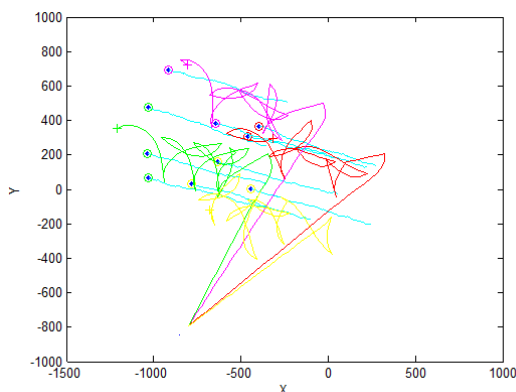
b) Los UAVs se dirigen hacia los náufragos



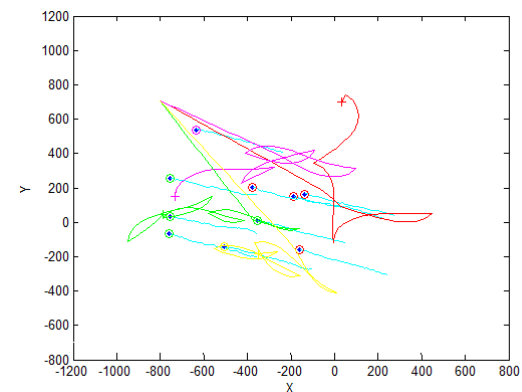
c) UAVs encuentran a todos los náufragos



d) Resultado del escenario 9



e) Resultado del escenario 10



f) Resultado del escenario 11

Ilustración 40: UAVs desplegados desde el mismo punto inicial.

## Capítulo 5

### Conclusiones y Trabajos Futuros

Se ha logrado el objetivo principal de este proyecto fin de máster: el desarrollo de un sistema de búsqueda adecuado para las tareas de rescate de náufragos en accidentes en el mar, empleando más de un cuatrirrotor utilizando redes neuronales.

A lo largo de este documento se ha conseguido exponer de forma razonada las bases del funcionamiento de un sistema de control para un solo UAV cuatrirrotor empleando redes neuronales que posteriormente ha sido ampliado para el uso de varios UAVs de forma simultánea.

Se han detallado una serie de pruebas que validan la solución propuesta, tanto para uno como para varios UAVs, observando que los resultados son adecuados. Al mismo tiempo, a la vista de los ensayos, se ha conseguido comprobar que el uso de más de un UAV mejora los resultados conseguidos con uno solo.

Como trabajos futuros se consideran los siguientes:

- Integrar el sistema en el simulador existente que incluye la red de predicción y que coordina los trabajos del UAV y el USV. Para esto, será necesario realizar, en primer lugar, la sustitución del UAV de tipo avión por el cuatrirrotor. Esta tarea de integración del nuevo modelo implicará ajustes en el código desarrollado de ambas partes para conseguir tener una interfaz adecuada.
- El simulador debe pasar a considerar no sólo un UAV sino un número determinado  $M$  de UAVs que debería ser parametrizable para poder realizar diversas pruebas de forma sencilla.
- Del mismo modo, es necesario modificar el comportamiento del USV. En la solución anterior el UAV y el USV partían desde un mismo punto alejado de la zona de búsqueda. En este caso, las prestaciones de los UAVs cuatrirrotores distan bastante de las del UAV tipo avión empleando hasta ahora. Por este motivo en la nueva versión del simulador se debe realizar una primera aproximación del USV a la zona de búsqueda desde el puerto donde se encuentre hasta un punto a una distancia aproximada a la zona de búsqueda donde desplegar los UAVs.
- Será necesario llevar a cabo una serie de pruebas una vez hechos los cambios en el simulador actual.
- En este trabajo fin de máster se trata el sistema de generación de trayectorias y coordinación de varios UAVs pero esto es sólo una parte de la solución global. Se debe integrar éste con el resto de sistemas para conseguir tener un sistema completo de rescate de náufragos. Esta integración pasa por el estudio y desarrollo de las interfaces

necesarias entre cada uno de los sistemas, sin pasar por alto una batería de pruebas de integración.

- Una vez todos los sistemas hayan sido integrados y probados el último paso serán las pruebas reales. A pesar de que el sistema se ha planteado teniendo en cuenta la robustez de una solución implementada con redes neuronales en el mundo real se pueden dar situaciones que se hayan escapado a los estudios realizados y que implicarán cambios y mejoras en el diseño. Por todo esto, se hace obligatorio llevar a cabo diferentes pruebas en entornos lo más parecidos a los que se tendrán en misiones de búsqueda reales.
- Una vez probado y puesto en producción, en base a la experiencia conseguida se optimizará el sistema de búsqueda para ofrecer mejores resultados.

## Bibliográficas

- [1] Francisco Fernández Ramírez, David Sánchez Benitez, Eva Besada Portas, José A. López Orozco. "Coordinated sea rescue system based on unmanned air vehicles and surface vessels". (2011)
- [2] Francisco Fernández Ramírez, David Sánchez Benitez, Eva Besada Portas, José A. López Orozco. "Expert Guidance System for Unmanned Aerial Vehicles Based on Artificial Neural Networks". (2011)
- [3] Fernández Ramírez, Francisco, "Sistemas para la Predicción de Posición y Seguimiento de un Conjunto de Náufragos basado en Redes Neuronales" PFM dirigido por: López Orozco, José Antonio. (2009-2010)
- [4] Jesús Manuel de la Cruz García, "Modelos Matlab y xDEVS de un UAV controlado y con seguimiento de trayectorias". (2009)
- [5] S. Y. Kung, "Digital Neural Networks", (1993).
- [6] B. Martin del Brio y A. Sanz Molina, "Redes Neuronales y Sistemas Borrosos" (1997).
- [7] Haykin S., "Neural Networks", 2nd Edition, (1999).
- [8] Juan Carlos Rubio, Juris Vagners, Rolf Rysdyk. "Adaptive Path Planning for Autonomous UAV Oceanic Search Missions". (2004)
- [9] [http://es.wikipedia.org/wiki/Veh%C3%ADculo\\_a%C3%A9reo\\_no\\_tripulado](http://es.wikipedia.org/wiki/Veh%C3%ADculo_a%C3%A9reo_no_tripulado)
- [10] <http://people.bath.ac.uk/dk232/modernapplications.html>
- [11] <http://www.boeing.com/defense-space/military/scaneagle/>
- [12] [http://es.wikipedia.org/wiki/General\\_Atomics\\_MQ-1\\_Predator](http://es.wikipedia.org/wiki/General_Atomics_MQ-1_Predator)
- [13] [http://www.boeing.com/news/releases/2002/q2/nr\\_020523m.html](http://www.boeing.com/news/releases/2002/q2/nr_020523m.html)
- [14] <http://www.defenseindustrydaily.com/the-fire-scout-vtuav-program-by-land-and-by-sea-updated-01316/>
- [15] <http://www.naval-technology.com/projects/belleagleeyeuav/>
- [16] <http://www.draganfly.com/?gclid=CJ7Ik6jNobICFcEOfAode04A0w>
- [17] <http://en.wikipedia.org/wiki/Quadrotor>
- [18] <http://www.robotshop.com/blog/quad-rotors-team-builds-a-6m-tower-1486>

- [19] Iván Maza, Fernando Caballero, Jesús Capitán, J.R. Martínez-de-Dios, Aníbal Ollero. *“Experimental Results in Multi-UAV Coordination for Disaster Management and Civil Security Applications”*
- [20] Arthur Richards, John Bellingham, Michael Tillerson, Jonathan How. *“Co-ordination and Control of Multiple UAVs”*.
- [21] <http://vertol.mit.edu/index.html>
- [22] Besada-Portas, E., Pliz, S.M., de la Cruz, J.M., Lane, T. *“Parallel subspace sampling for particle filtering in dynamic bayesian networks”*. (2009).
- [23] Besada-Portas, E., Pliz, S.M., de la Cruz, J.M., Lane, T. *“Adaptive parallel/serial sampling mechanisms for particle filtering in dynamic bayesian networks”*. (2010)
- [24] July 1977 issue of The MAC Flyer.
- [25] Tony Martin Florio, B.A., M.A (Psych), M.Psych (Clinical) *“The Use of Neural Networks for Clinical Decision-Making in Psychiatry”* (2004)
- [26] Binshan Lin. *“Applications of Neural Network in Marketing Decision Making”*
- [27] G.S. Gill and J.S. Sohal. *“Battlefield Decision Making: A Neural Network Approach”*.
- [28] Miyagusuku Ríos, Renato Merino, Jorge Salvador, Flores Baldoceda, Andrés Francisco Villalta Ramirez, Oscar Alfonso. *“Diseño e Implementación de un Robot Móvil Autónomo Aplicando Redes Neuronales Artificiales”*.
- [29] M<sup>a</sup> Concepción Marcos Provecho, Roberto Guzmán Martínez, Rocío Alaiz Rodríguez. *“Autoguiado de Robots Móviles Mediante Redes Neuronales”*. (2004)
- [30] Luis Federico Bertona. *“Entrenamiento de Redes Neuronales Basado en Algoritmos Evolutivos”* (2005).
- [31] Farzad Kamrani and Rassul Ayani. *“UAV Path Planning in Search Operations”*.
- [32] Hiroaki Yamaguchi. *“A Cooperative Hunting Behavior by Mobile-Robot Troops”*.
- [33] Zhi-Qiang Cao, Min Tan, Saeid Nahavandi & Nong Gu. *“Cooperative Hunting by Multiple Mobile Robots Based on Local Interaction”*.
- [34] Gustavo Raush y Raúl Suárez. *“Coordinación de Múltiples Robots que Ejecutan Tareas con Incertidumbre Temporal”*.
- [35] Jesús Manuel de la Cruz García. *“Modelo de Barco para Control y Planificación y Seguimiento de Trayectorias”*. (2008)
- [36] Juan Alfonso Campo Lobato, Marco Cebrián Muiño, Fernando de la Mata de la Iglesia. *“Modelo y Control Inteligente del Cuatrirrotor Quanser QBall-X4”*. (2012)

- [37] Javier García de Jalón, José Ignacio Rodríguez. *“Aprenda MATLAB 7 como si estuviera en primero”* (2005).
- [38] [http://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n\\_normal](http://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n_normal)
- [39] <http://www.astraea.aero/>

## **Listado siglas, abreviaturas y acrónimos.**

**UAV:** Unmanned Air Vehicle (Aeronave no tripulada).

**USV:** Unmanned Surface Vehicle (Embarcación no tripulada).

## Apéndice A. Ensayos con dispersiones de náufragos

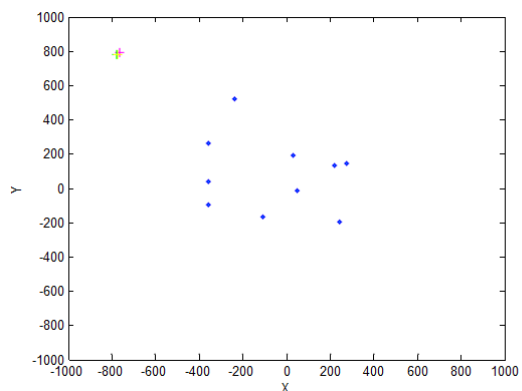
Para el estudio del tiempo empleado en completar la búsqueda en un función del número de UAVs y de la dispersión de los náufragos se han llevado a cabo las pruebas descritas a continuación.

$\sigma$	UAVs	Escenario	Tiempo(hr)
150	6	A1	0.23
	8	A2	0.2
	10	A3	0.19
250	2	A4	2
	4	A5	1.5
	6	A6	0.5
	8	A7	0.5
	10	A8	0.2
350	2	A9	7
	4	A10	2.25
	6	A11	1.5
	8	A12	1
	10	A13	0.45

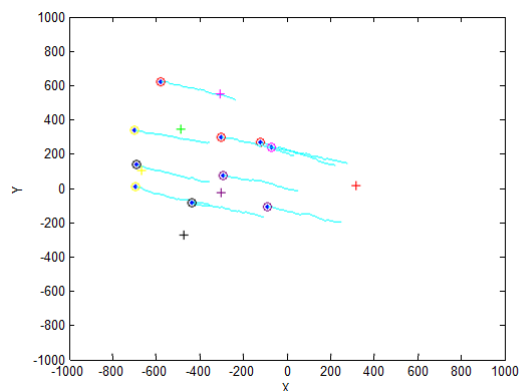
Tabla 5: Ensayos y sus tiempos

Los ensayos con 2 y 4 UAVs ya se realizaron en el capítulo 4, por esta razón en el caso de las pruebas con una varianza igual a 150 se parte con 6 UAVs.

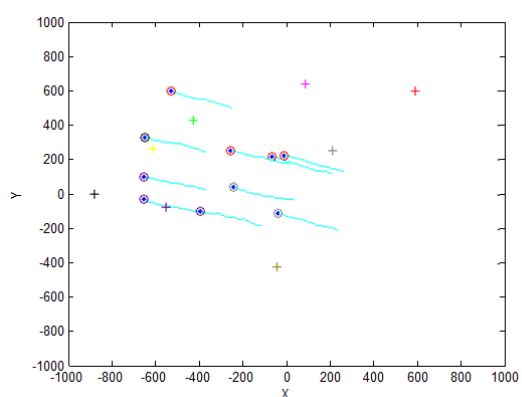
Se presentan a continuación los resultados de estos ensayos. Se han omitido en estos resultados las trayectorias de los UAVs para poder ver con mayor claridad el espacio recorrido por los náufragos que será indicativo del tiempo empleado en la búsqueda.



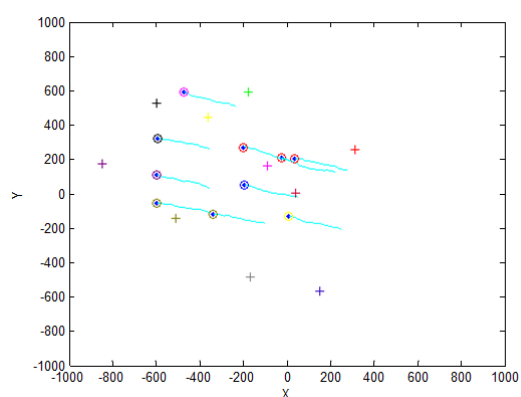
a) Situación inicial de los ensayos con  $\sigma = 150$



b) 6 UAVs encuentran a todos los náufragos

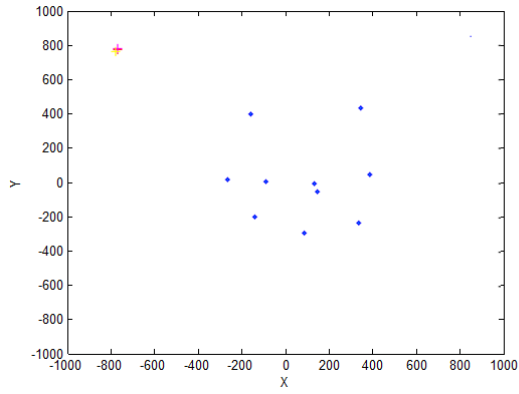


c) 8 UAVs encuentran a todos los náufragos

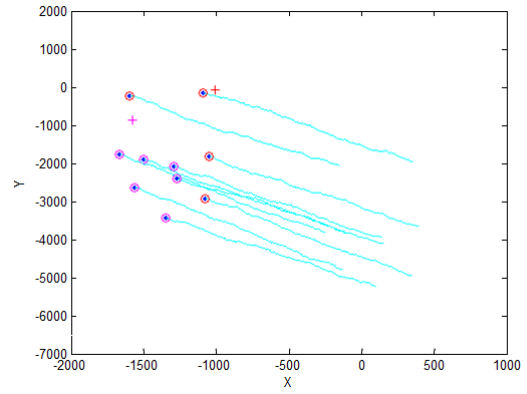


d) 10 UAVs encuentran a todos los náufragos

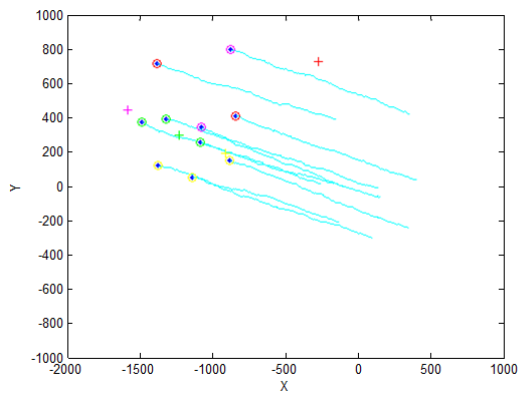
Ilustración 41: Ensayos con  $\sigma = 150$ .



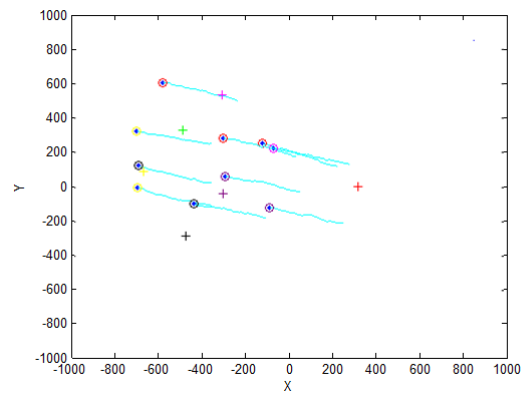
a) Situación inicial de los ensayos con con  $\sigma = 250$



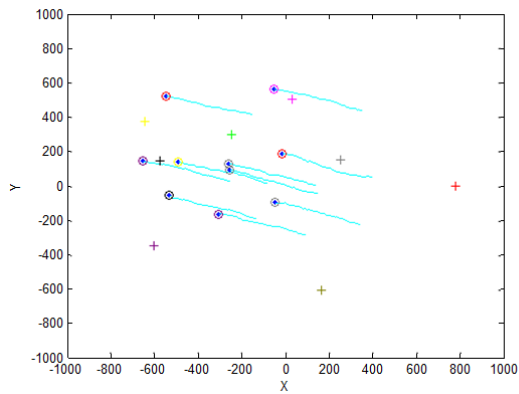
b) 2 UAVs encuentran a todos los náufragos



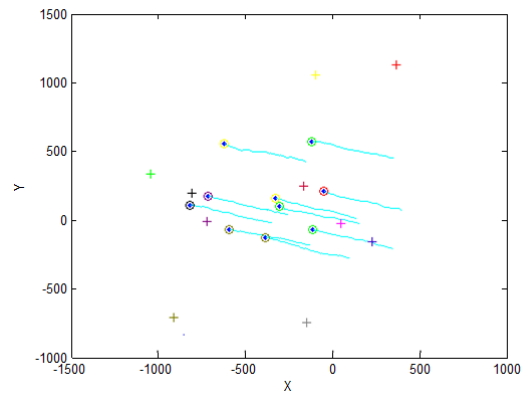
c) 4 UAVs encuentran a todos los náufragos



d) 6 UAVs encuentran a todos los náufragos

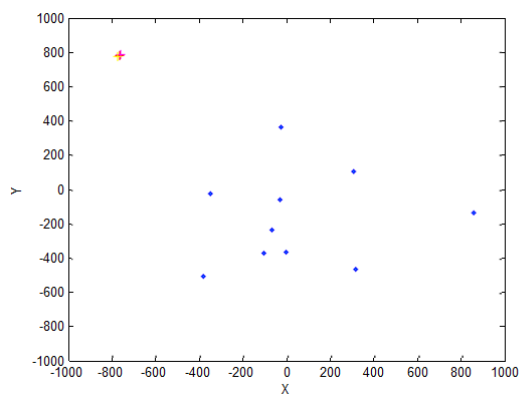


e) 8 UAVs encuentran a todos los náufragos

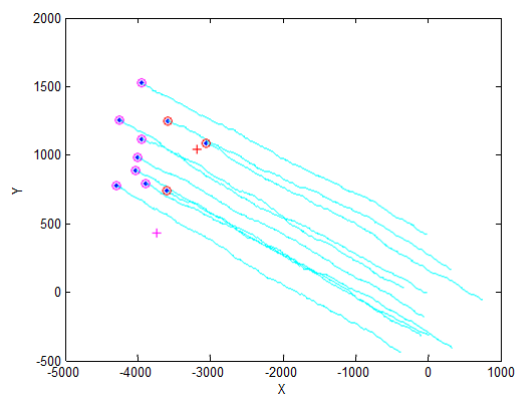


f) 10 UAVs encuentran a todos los náufragos

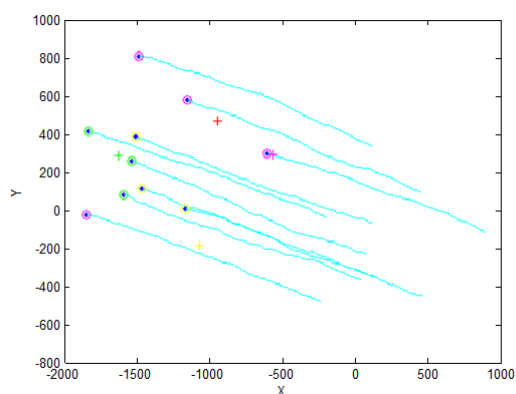
Ilustración 42: Ensayos con  $\sigma = 250$



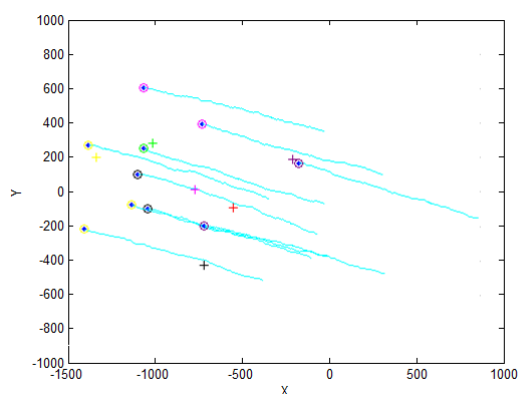
a) Situación inicial de los ensayos con  $\sigma = 350$



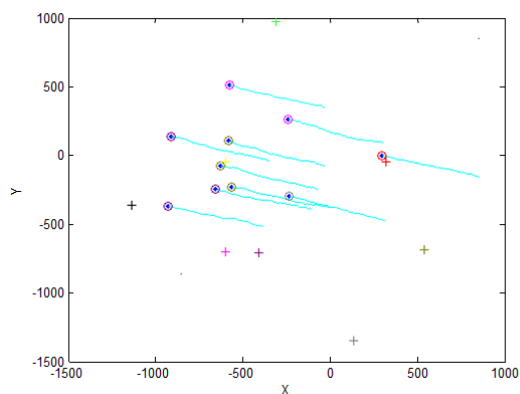
b) 2 UAVs encuentran a todos los náufragos



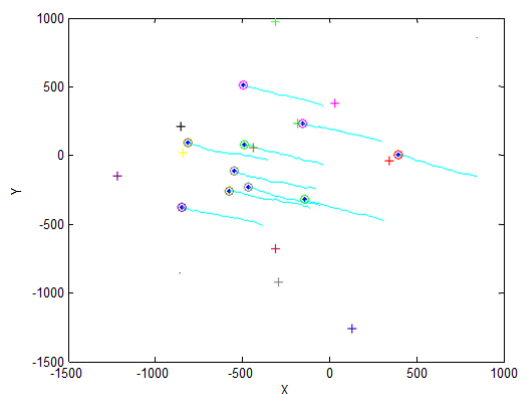
c) 4 UAVs encuentran a todos los náufragos



d) 6 UAVs encuentran a todos los náufragos



e) 8 UAVs encuentran a todos los náufragos



f) 10 UAVs encuentran a todos los náufragos

Ilustración 43: Ensayos con  $\sigma = 350$