

**UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID**  
**FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS**  
**DEPARTAMENTO DE ARQUITECTURA DE COMPUTADORES Y AUTOMÁTICA**

---



**TRABAJO DE FIN DE GRADO**

**Código TFG: [Código TFG]**

**[Desarrollo de sistemas de control cooperativos para USVs en tareas de  
bioinspección]**

**[Cooperative Control Systems for USVs in Bio-surveillance tasks]**

**[Ulises Alejandro Ardizzi Rodríguez]**

**Supervisor/es: [Nombre del/os supervisores]**

**Grado en Ingeniería Electrónica de Comunicaciones**  
**Curso académico 20[XX-XX]**

## Convocatoria XXXX



# Autorización de difusión

Apellidos, Nombre

Madrid, a XX de XX de XX

Los abajo firmantes, matriculados en el Grado de XX de la Facultad de XX, autorizan a la Universidad Complutense de Madrid (UCM) a difundir y utilizar con fines académicos, no comerciales y mencionando expresamente a su autor el presente Trabajo Fin de Grado: “Título”, realizado durante el curso académico XX-XX bajo la dirección de XX y la co-dirección de XX en el Departamento de XX, y a la Biblioteca de la UCM a depositarlo en el Archivo Institucional E-Prints Complutense con el objeto de incrementar la difusión, uso e impacto del trabajo en Internet y garantizar su preservación y acceso a largo plazo.



Esta obra está bajo una  
Licencia Creative Commons  
Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional.

*“Dedicatoria, si es necesaria.”*

Edward Tufte

# Agradecimientos

*Agradecimientos, si son necesarios.*

# Índice general

<b>Índice</b>	<b>I</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>III</b>
<b>Resumen</b>	<b>IV</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Motivación . . . . .	1
1.1.1. Robótica de enjambre . . . . .	2
1.1.2. Sistemas multiagentes . . . . .	3
1.2. Planteamiento del problema . . . . .	3
1.3. Organización de la memoria . . . . .	5
<b>2. Sistema de manera global</b>	<b>7</b>
2.1. Algoritmo de estimación del gradiente/de búsqueda de fuentes (decidir luego	9
2.1.1. Descripción general . . . . .	9
2.1.2. Función lipzchiana . . . . .	10
2.2. Algoritmo de control de formación circular . . . . .	11
2.2.1. Control de formación . . . . .	11
2.2.2. Descripción general del algoritmo . . . . .	12
2.3. Acción conjunta de ambos algoritmos . . . . .	14
2.3.1. Algoritmo de ascenso de gradiente . . . . .	14
2.3.2. Dinámica del sistema . . . . .	15
<b>3. Estimación del gradiente</b>	<b>18</b>

<b>4. Coordinación</b>	<b>21</b>
<b>5. Conclusiones</b>	<b>23</b>
5.1. Resultados experimentales . . . . .	23
5.2. Futuras investigaciones . . . . .	23
<b>6. Parrafor en sucio</b>	<b>25</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>30</b>
<b>A. Introduction</b>	<b>32</b>
<b>B. Conclusions</b>	<b>34</b>



# Índice de figuras

1.1. Curvas de nivel descritas por un incendio en Forsberg [Referencia bibliográfica]	4
2.1. Representación de una función lipzchiana . . . . .	11
2.2. Trayectoria descrita por cada uno de los agentes [Referencia bibliográfica] . .	13
2.3. Diagrama de flujo que describe la dinámica del sistema [Referencia bibliográfica]	15

**[Título extendido del TFG (si procede)]**

## **Resumen**

Breve resumen de contenidos.

## **Palabras clave:**

Separadas, por, comas.

## **Abstract**

## **Key works:**

[Nota: el título extendido (si procede), el resumen y abstract deben estar en una misma página y su extensión no debe superar la página. Tamaño mínimo 11 pto.

Extensión máxima 50 páginas sin contar portada ni resumen (sí se incluye índice, introducción, conclusiones y bibliografía)]

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Motivación

Actualmente los sistemas robóticos representan una ventaja al otorgar un mayor rango de acción, flexibilidad y operar en situaciones riesgosas.

Un robot realmente no posee una definición precisa y universal dado que existe bastante discrepancia entre los expertos. Por lo tanto, podrían considerarse como un sistema autónomo y programable capaz de realizar tareas. Además, están dotados por la integración de tres capacidades claves:

1. **Sensores** para reunir datos del entorno.
2. La **toma de decisiones** para convertir dichos datos en acciones.
3. Al ya tener definida su labor deben extenderlas al mundo real a través de sus efectores finales y/o actuadores.

Si juntas dichos aspectos con el comportamiento de los organismos sociales, en donde los individuos no han de tener un alto conocimiento para producir un comportamiento colectivo complejo, ni existir un líder que guía al resto para completar un objetivo, como en los bancos de peces, un panal de abejas o una bandada de pájaros, se tiene la **robótica de enjambre**.

### 1.1.1. Robótica de enjambre

Hoy en día, la robótica de enjambre conforma un grupo de investigación muy activo por su versatilidad en diferentes ámbitos, tales como militar o industrial. En contraposición de tener un único robot realizando una labor compleja se tiene la robótica de enjambre, en la que varios individuos simples forma un comportamiento colectivo para realizar la misma tarea traduciendo a su vez en una reducción de costes. Las características principales con las que se pueden definir los enjambres son:

1. El número óptimo de agentes varia en función de la tarea asignada pudiendo ir desde tan pocos como una simple pareja hasta miles de unidades.
2. Presenta gran **diversidad**, es decir, en ocasiones se mezclan robots simples o complejos, sistemas tripulados o no tripulados, e incluso con dominio cruzado.
3. Para poder diferenciarlos de los sistemas multi-robots, en el que cada robot individualmente tiene una tarea asignada de antemano, los de tipo enjambre han de tener un **comportamiento colectivo** que involucre colaboración entre los propios agentes y estos con su entorno.
4. Se necesita establecer una forma de comunicación entre los agentes para permitir el intercambio de información, esta puede ser implícita o explícita
5. El hecho de que se puede definir su modo de operar no implica que se controle a cada robot individualmente, es decir, cada uno ellos han de poseer un comportamiento **autónomo y descentralizado**.

### **1.1.2. Sistemas multiagentes**

Un agente se puede definir como una entidad software que es capaz de realizar una tarea definida de forma autónoma y con cierto grado de complejidad por el hecho de estar dotado de cierto grado de inteligencia.

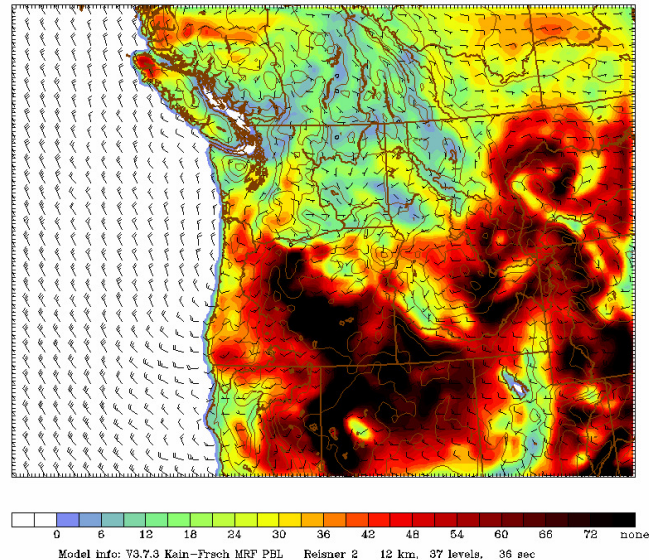
Los sistemas multiagentes como bien su nombre indica, se basan en un grupo de dos o más agentes que interaccionan entre si para lograr un objetivo común en un mismo entorno. Dicha comunicación puede darse entre vecinos sin necesidad de recurrir a una entidad central, es decir, cada uno de ellos va a poseer un comportamiento autónomo y aun así conocer la existencia del resto.

Por tal motivo, la información va a estar distribuida en cada uno de los agentes con una rol distinto, además, se añade la posibilidad de fallo en cualquiera de ellos. Esto se traduce en un sistema más eficaz, flexible y fiable.

## **1.2. Planteamiento del problema**

Uno de los problemas principales de la robótica de enjambre es la coordinación de los agentes para que adopten una simetría concreta, en donde, se van a tener en cuenta la velocidad de cada uno de ellos, su posición con respecto al mundo y a los agentes vecinos o la posibilidad de colisión.

UW MMS-GFS 12km Domain      Init: 00 UTC Tue 27 Feb 07  
 Fcst: 24 h      Valid: 00 UTC Wed 28 Feb 07 (16 PST Tue 27 Feb 07)  
 Fosberg Fire Weather Index  
 Wind at 10m (full barb = 10kts)



**Figura 1.1:** *Curvas de nivel descritas por un incendio en Forsberg [Referencia bibliográfica]*

Por otro lado, los agentes han de ser capaces de cumplir su rol asignado una vez dispuestos alrededor de la forma simétrica adoptada, dicha misión consiste en avanzar desde un punto cualquiera a uno de interés que puede ser descrito mediante las **curvas de nivel**, en donde el punto de máximo valor se le puede atribuir el nombre de fuente.

En la figura 1.1 se aprecian las curvas de nivel de la intensidad de la flama de un incendio, esta información puede ser útil para indicarle al enjambre hacia donde debe moverse para realizar misiones de rescate. El modelado que posteriormente se hará para la resolución del problema se va a basar en dichas curvas.

En base a todo lo descrito anteriormente **el objetivo de la memoria** consiste en desarrollar un sistema multiagente de tipo enjambre que sea capaz de estimar un gradiente a partir de 3 o más robots dispuestos en una formación circular y así disponer de información sobre la ubicación del punto fuente, además de poder coordinarse y desplazarse hacia dicho punto por medio de una formación de control. En este los robots pueden ser USVs (vehículo

no tripulado) que han de desplazarse hacia zonas de máxima concentración de sustancias tóxicas, es decir, se esta modelando dicho caso.

### **1.3. Organización de la memoria**

En el capítulo dos se dará una idea general del problema global haciendo uso de un diagrama de bloques, además, de describir brevemente diferentes aspectos necesarios para el desarrollo del problema. En el tercero se realiza la estimación previamente descrita. En el cuarto se aporta un algoritmo de control para la coordinación de los agentes de manera simétrica a lo largo de una formación circular. Finalmente, en el quinto y ultimo capítulo se dan los diferentes resultados obtenidos mediante la acción conjunta de ambos algoritmos.





## Capítulo 2

### Sistema de manera global

Sea una función  $f(x)$  con  $x \in \mathbb{R}^n$ . Además de ser continua y derivable para todo  $n$ . Aplicando el desarrollo en serie de Taylor siendo  $n = 1$ .

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x - a) + \frac{1}{2!} \cdot f''(a)(x - a)^2$$

Donde  $f'(a)$  y  $f''(a)$  se corresponden con la primera y segunda derivada de la función en torno a un punto cualquiera en el espacio " $a$ ", si en lugar de ello se hace con  $x_*$ , estando  $x$  lo suficientemente cerca de dicho punto.

$$f(x) = f(x_*) + f'(x_*)(x - x_*) + \frac{1}{2!} \cdot f''(x_*)(x - x_*)^2$$

Si  $f'(x_*) = 0$  se tiene un máximo, mínimo o un punto de inflexión, teniendo esto en cuenta y despejando de la ecuación anterior.

$$f(x) - f(x_*) = \frac{1}{2!} \cdot f''(x_*)(x - x_*)^2$$

Se dan diferentes situaciones:

- Si  $f''(x_*) < 0 \rightarrow f(x) - f(x_*) < 0 \rightarrow f(x) < f(x_*) \rightarrow f(x_*)$  es un máximo.
- Si  $f''(x_*) > 0 \rightarrow f(x) - f(x_*) > 0 \rightarrow f(x) > f(x_*) \rightarrow f(x_*)$  es un mínimo.
- Si  $f''(x_*) = 0 \rightarrow f(x) - f(x_*) = 0 \rightarrow f(x) = f(x_*) \rightarrow f(x_*)$  es un punto de inflexión.

Si se hace el mismo desarrollo y se expande el dominio para  $n \geq 2$ , se obtiene:

$$f(x) = f(x_*) + \nabla f(x_*)^T (x - x_*) + \frac{1}{2!} \cdot (x - x_*)^T \cdot H(f(x_*)) \cdot (x - x_*) \quad (2.1)$$

Donde:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad \text{y} \quad H(f) = \nabla^2 f = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \cdot \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \cdot \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \cdot \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \cdot \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \cdot \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \cdot \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}$$

En este caso lo que interesa es que el gradiente de la función sea 0, es decir, que " $\nabla f(x_*) = 0$ ".

Por lo tanto, los casos particulares previamente descritos adoptan un significado similar.

$$f(x) - f(x_*) = \frac{1}{2!} \cdot H(f) \cdot (x - x_*)^2$$

- Si  $H(f) < 0$  (definida negativa)  $\rightarrow f(x) - f(x_*) < 0 \rightarrow f(x_*)$  es un máximo.
- Si  $H(f) > 0$  (definida positiva)  $\rightarrow f(x) - f(x_*) > 0 \rightarrow f(x_*)$  es un mínimo.

- Si  $H(f) = 0$  es indefinida es un punto silla.

En caso de las funciones para dos o más dimensiones, la condición necesaria para ser optimo es estar semidefinido, es decir, si  $\nabla f(x_*) = 0$  y  $H(f)$  es semidefinida, se tiene:

- Es máximo si esta semidefinida negativa  $\rightarrow y^T \cdot H(f) \cdot y \leq 0$
- Es mínimo si esta semidefinida positiva  $\rightarrow y^T \cdot H(f) \cdot y \geq 0$

## 2.1. Algoritmo de estimación del gradiente/de búsqueda de fuentes (decidir luego)

### 2.1.1. Descripción general

Se pretende describir un procedimiento para la búsqueda de fuentes mediante la estimación del gradiente de una función  $\widehat{\nabla}f(c)$ , basándose en mediciones locales de múltiples robots situados de manera simétrica en un espacio de 2D. En dicho procedimiento, se consideran N robots distribuidos uniformemente a lo largo de una formación circular con un radio D y un punto central c definido en dos dimensiones. [poner referencia]

Partiendo de la ecuación 2.1 pero haciendo la expansión únicamente hasta el termino de primer orden sobre cada una de las medidas  $r_i$  pertenecientes a la función  $f(r_i)$  y despejando el gradiente se llega a:

$$\frac{2}{D^2 \cdot N} \cdot \sum_{i=1}^N f(r_i) \cdot (r_i - c) = \underbrace{\nabla f(c) + \varphi(D, c)}_{:= \widehat{\nabla}f(c)}$$

Donde se tiene un termino de error  $\varphi(D, c)$  que va a corresponder al remanente de orden 2 de la expansión de Taylor..

Para dicho calculo, adopta vital importancia los **algoritmos de tipo consenso** siendo estos un mecanismo que permite a maquinas coordinarse en un entorno distribuido, es decir, encuentran la solución al problema de la comunicación entre diferentes entes aislados con el objetivo de ponerse de acuerdo para realizar una tarea concreta.

Adicionalmente, las funciones sobre las que se basa el algoritmo han de cumplir ser **lipzchiana** cuya definición se describe a continuación. Posterior a ello, en el capítulo 3 se dará un desarrollo más profundo del algoritmo, en donde, se verá toda la base matemática sobre la que se sustenta.

### 2.1.2. Función lipzchiana

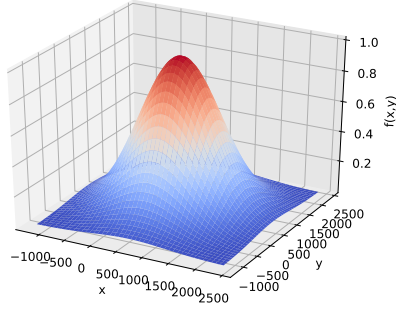
Dada una función  $f : U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ , se dice que  $f$  es globalmente Lipschitz en el conjunto  $U$  cuando existe una constante  $L > 0$  tal que

$$|f(x) - f(y)| \leq L|x - y| \iff L \geq |f'(x)| \quad \forall_{x,y} \in U[\text{referenciabibliografica}]$$

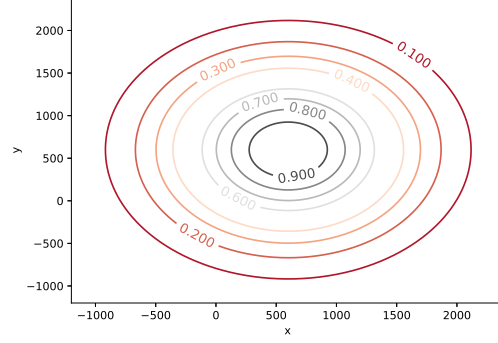
La importancia de uso de dicho tipo de función recae en el criterio de convergencia utilizado por el algoritmo, es decir, se garantiza que siempre y cuando la función sobre la que se desplazan los agentes sea lipzchiana estos van a llegar de manera exitosa al punto de interés.

Se destaca que toda función lipzchiana a su vez debe ser cuadrática. No obstante, toda función cuadrático no es lipzchiana, un ejemplo de ello es  $x^2 = 0$  la cual no esta acotada en un intervalo de la recta. Por ello, se propone la utilización de distribuciones gaussianas para evaluar la eficacia del algoritmo.

Por ende, se define una distribución gaussiana de la siguiente forma:



(a) Función definida en 3D



(b) Curvas de nivel

**Figura 2.1:** Representación de una función lipzchiana

$$f(x, y) = ke^{-H} \quad \text{con } H = PSP^T$$

Donde  $P = [x, y]$  son sus coordenadas definidas  $\forall_{x,y} \in \mathbb{R}$  y  $S = [S_x, S_y]$  es su desviación siendo una matriz cuadrada y diagonal que mientras más grande sean sus valores más plana será y consecuentemente sus curvas de nivel cubrirán un espacio más amplio, además, su centro va a estar definido como  $c = [c_x, c_y]$ .

Finalmente, para la simulación del algoritmo se propuso situar el centro en  $c = [600, 600]$ , tener una desviación  $S = \left[ \frac{1000}{\sqrt{2}}, \frac{1000}{\sqrt{2}} \right]$  y finalmente un valor de  $k = 1$  tal como puede apreciarse en la figura 2.1.

## 2.2. Algoritmo de control de formación circular

### 2.2.1. Control de formación

El control de la formación tiene como objetivo evaluar la cooperación y la coordinación en sistemas con múltiples agente, donde su uso recae en impulsarlos a lograr unas restricciones

prescritas en sus estados conllevando a formar y mantener una forma geométrica deseada.

Las características esenciales de este tipo de control están relacionadas con la capacidad de detección y la topología de interacción de la red formada por los agentes. Esto conlleva a diferenciar dos tipos de variables:

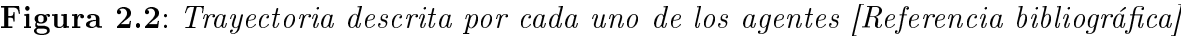
- **Detectadas:** Especifican la capacidad de detección de los agentes individuales, un ejemplo de ello sería la velocidad u orientación que posee cada agente.
- **Controladas:** Son aquellas relacionadas con la topología de interacción, es decir, sirve para detallar la mejor formación deseada posible que puedan lograr los agentes.

### 2.2.2. Descripción general del algoritmo

El problema de control considera vehículos tipo monociclo con velocidad constante, es decir, solo se actúa sobre la dirección del vehículo a través de giros coordinados actuando sobre el ángulo de inclinación lateral de la aeronave. A esto se le añade la velocidad del viento que altera la velocidad constante propia llevaba por cada agente cuyo marco de coordenadas se encuentra fijado en el centro de una formación circular. Sin embargo, se asumirá que la velocidad del viento es mucho menor que la velocidad deseada, por lo que la velocidad respecto al suelo puede considerarse casi constante durante la misión del vehículo. [2].

El objetivo es describir u **algoritmo distribuido para controlar formaciones circulares** de UAV de ala fija con velocidades constantes que actúa sobre el radio del círculo a ser rastreado no sobre la dirección de cada uno de los agentes, es decir, altera la velocidad angular que poseen en torno a un punto central (centro de la circunferencia).

En resumidas cuentas, cada uno de los robots se encontrarán en un punto  $p^*$  cualquiera y ha de converger a un centro definido  $C_r$ , donde  $p^* \cap C_r \in \mathbb{R}^2$ . Consecuentemente, mediante


$$\varphi(p) = c_i \implies x^2 + y^2 - r^2 = c_i \quad (2.2)$$

- Si  $c_i$  se hace muy pequeño, el radio tenderá a aumentar y con ello se reduce la velocidad angular.
- Si  $c_i$  se hace muy grande, el radio tenderá a disminuir y con ello se aumenta la velocidad angular.

13

que más adelante, en el capítulo 4, se dará una descripción más detallada de este, en donde se verán dos formas de consenso entre los agentes, el comportamiento propio descrito para cada uno de ellos o el criterio de convergencia de los agentes.

## 2.3. Acción conjunta de ambos algoritmos

### 2.3.1. Algoritmo de ascenso de gradiente

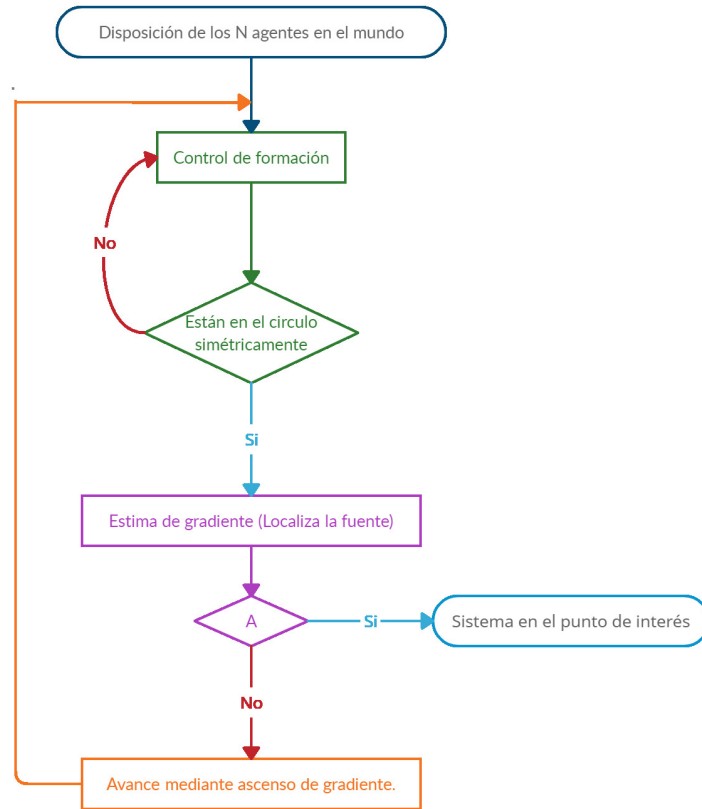
Hasta el momento únicamente se ha comentado sobre la cooperación de los agentes para la disposición de una figura geométrica y simétrica requerida o un algoritmo para la localización de fuentes en el espacio. No obstante, se ha dejado de lado el avance de los agentes, es decir, ha de existir un algoritmo que desplace a todo el enjambre hacia la ubicación de la fuente haciendo uso del gradiente estimado.

Para ello, se utiliza el algoritmo de ascenso de gradiente para desplazar el centro de la formación circular, el cual se encuentra definido de la siguiente forma:

$$c_{k+1} = c_k + \epsilon \nabla f(c_k) \quad [Referenciabibliografica] \quad (2.3)$$

En donde,  $c_k = [x, y] \forall_{x,y} \in \mathbb{R}$  siendo este el centro de la formación circular. Al tratarse de un problema definido como un punto máximo de una función, el avance ha de ser estrictamente positivo, es decir, los valores han de ser cada vez mayores para desplazarte hacia dicho punto. Esto es debido al valor que toma la función siendo  $\rightarrow f(c_k) - f(c_{k*}) < 0 \rightarrow f(c_{k*})$  con  $\nabla f(c_{k*}) = 0$  tal como se vio al inicio del capítulo.





**Figura 2.3:** *Diagrama de flujo que describe la dinámica del sistema [Referencia bibliográfica]*

### 2.3.2. Dinámica del sistema

En la figura 2.3 se pueden apreciar diferentes colores para diferenciar cada uno de los pasos a seguir antes de llegar a la fuente final, desglosándolos estos serían:

1. Se disponen los  $N$  agentes en el plano.
2. Se ejecuta el algoritmo de control de formación circular que cuando los agentes estén dispuestos de manera simétrica, es decir, sus posiciones absolutas no alteren mucho el resultado de la estima del gradiente pasará a la siguiente fase, en caso contrario se quedará esperando que se coloquen en sus sitios.
3. Al ya estar repartidos alrededor de la formación circular, se hace la estimación del

gradiente para obtener la localización de la fuente. En este punto, se dan dos casos que en la figura 2.3 están referidos como A:

- Si  $\widehat{\nabla} f(c_k) \cong 0$  se está cerca de la fuente conformando una **solución satisfactoria**.
  - Si  $\widehat{\nabla} f(c_k) > 0$  aun están desplazándose para llegar al objetivo.
4. Si se da la segunda de las situaciones antes planteadas, se ha de desplazar el centro de la formación circular mediante el algoritmo de ascenso de gradiente, tal como se vio en el apartado [hacer referencia al capítulo anterior].
  5. Antes de volver a estimar el gradiente se debe comprobar el paso 2, en caso de permanecer en sus posiciones de la formación directamente partes del paso 3.



# Capítulo 3

## Estimación del gradiente

En [referencia bibliográfica] se divide el problema en dos pasos, el primero, consiste en modelar a los agentes con dinámicas no lineales y se estabilizan a una formación deseada. En segundo lugar, un algoritmo distribuido que permite a los agentes estimar el gradiente de un campo escalar en el centro de dicha formación y conducirla hasta su lugar de origen.

### A. Agentes ???

Se consideran un grupo de  $N$  vehículos idénticos modelados con cinemática de unicycle sujetos a una simple restricción no holonómica, tal que la dinámica de los agentes se define como:

$$\begin{aligned}\dot{r}_i &= v_i [\cos\theta_i \sin\theta_i]^T \\ \dot{\theta}_i &= u_i\end{aligned}$$

En donde,  $r_i \in \mathbb{R}^2$  definiendo la posición de cada agente  $i$ ,  $\theta_i$  es el angulo de cabecera/rumbo (no se como se traduce esto preguntar), por ultimo  $u_i$  y  $v_i$  son entradas de control. Se asume que cada vehículo conoce su posición absoluta con respecto al marco inercial (preguntar también como se traduce esto) y ademas, los agentes serán capaces de intercambiar sus angulos de cabecera/rumbo??.

Particularizando para una distribución uniforme a lo largo de un círculo con radio  $D$ , un ángulo de rotación  $\phi_o(t) = w_o t$  y el centro de la formación  $c$ .

$$r_i = c + D \cdot R_{\theta_i} \cdot e \quad i = 1, \dots, N$$

En donde,  $r_i$  es la posición del robot  $i$  con respecto al radio del círculo,  $\phi_i = \phi_o \frac{2\pi \cdot i}{N}$  es el ángulo de rotación,  $R_\phi$  es la matriz de rotación definida como  $\begin{bmatrix} c_\phi & -s_\phi \\ s_\phi & c_\phi \end{bmatrix}$  y  $e = [1, 0]^T$ .

#### B. Signal Strength.

Se destaca que cada uno de los agentes deberá tener la capacidad de medir la intensidad de la señal mediante un sensor. En términos matemáticos y como en capítulos anteriores se anticipo, la distribución de la señal es una función espacial bidimensional que representa un campo escalar con un máximo o mínimo definido justo en la posición donde dicha se localiza. Por lo tanto, en este problema se va a considerar que la señal es emitida por una única fuente de modo que su punto de inflexión en  $z_*$  es el único máximo definido del campo escalar.

En el capítulo (preguntar como hacer referencia) sección se hablo de una función lipzchiana que a su vez están eran necesariamentes cuadráticas, el hecho de considerar este tipo de funciones se debe



# Capítulo 4

## Coordinación

Acá la idea es explicar de manera breve el algoritmo de control de Hector, por ejemplo poner una figura del paper y decir que influiría en el calculo del gradiente estimado (mas o menos 5-6 paginas acá).

En la actualidad, uno de los principales problemas de los sistemas multiagente

El objetivo principal de este algoritmo consiste en mantener a los agentes alrededor de un circulos, es decir,





# Capítulo 5

## Conclusiones

Acá irían las gráficas de las simulaciones que estoy haciendo actualmente (llevaría de momento 1 de indice + 3-4 introducción + 18-20 (en dos capítulos), 6-8 el capitulo 4 y 6-8 el capitulo de conclusiones, mas la bibliográfica, darían en torno a 40-48).

### 5.1. Resultados experimentales

### 5.2. Futuras investigaciones



# Capítulo 6

## Parrafo en sucio

Introducción:

En base a todo lo descrito anteriormente se va a desarrollar a lo largo de los siguientes capítulos un sistema multiagente de tipo enjambre que sea capaz de estimar un gradiente a partir de 3 o más robots dispuestos en una formación circular y estos sean capaces de desplazarse a una zona de interés definido como un máximo de una determinada función.

Capitulo 2: Según lo dicho en la charla de diciembre y en el pdf del campus aca va todo lo explicativo, tipo el optimo de una funcion, las funciones, bases de algoritmos....

Acá habría que definir los consensus algorithms e introducciones generales a varios aspectos (no se si meter lo de abajo al inicio acá), también un diagrama de flujo del control+estimador (este capitulo y el siguiente osea el 2+3 me deberían llevar como 18-20 paginas, llevaría de momento 1 de indice + 3-4 introducción + 18-20 (en dos capítulos))

Parrafos en la parte de control:

Específicamente, si las posiciones de los agentes individuales se controlan activamente, los agentes pueden moverse a sus posiciones deseadas sin interactuar entre sí.

En el caso de que las distancias entre agentes se controlen activamente, la formación de agentes puede tratarse como un cuerpo rígido. Luego, los agentes deben interactuar entre sí para mantener su formación como un cuerpo rígido. En resumen, los tipos de variables controladas especifican la mejor formación deseada posible que pueden lograr los agentes, lo que a su vez prescribe el requisito sobre la topología de interacción de los agentes.

Definir breves conceptos, problemas en la coordinación, descripción de las curvas de nivel para usar la estimación de gradiente.

- Control basado en la posición: los agentes detectan sus propias posiciones con respecto a un sistema de coordenadas global. Controlan activamente sus propias posiciones para lograr la formación deseada, que está prescrita por las posiciones deseadas con respecto al sistema de coordenadas global.
- Control basado en el desplazamiento: Los agentes controlan activamente los desplazamientos de sus agentes vecinos para lograr la formación deseada, que se especifica mediante los desplazamientos deseados con respecto a un sistema de coordenadas global bajo el supuesto de que cada agente es capaz de detectar las posiciones relativas de sus agentes vecinos con respecto al sistema de coordenadas global. Esto implica que los agentes necesitan conocer la orientación del sistema de coordenadas global. Sin embargo, los agentes no requieren conocimiento del sistema de coordenadas global en sí ni de sus posiciones con respecto al sistema de coordenadas.
- Control basado en la distancia: las distancias entre agentes se controlan activamente para lograr la formación deseada, que viene dada por las distancias entre agentes deseadas. Se supone que los agentes individuales pueden detectar las posiciones relativas de sus agentes vecinos con respecto a sus propios sistemas de coordenadas locales. Las orientaciones de los sistemas de coordenadas locales no están necesariamente alineadas entre sí.

Parte de la estimación del gradiente:

$$f(r_i) - f(c) = \nabla f(c)^T (r_i - c) + \varphi_i(D, c)$$

Capitulo 3:

Se puede poner de tres formas:

Primera forma:

$$\hat{\nabla} f(c) := \frac{2}{D^2 \cdot N} \cdot \sum_{i=1}^N f(r_i) \cdot (r_i - c)$$

Donde:

$$\hat{\nabla} f(c) = \nabla f(c) + \varphi(D, c)$$

Segunda forma:

$$\frac{2}{D^2 \cdot N} \cdot \sum_{i=1}^N f(r_i) \cdot (r_i - c) = \nabla f(c) + \varphi(D, c)$$

Tercera forma:

$$\frac{2}{D^2 \cdot N} \cdot \sum_{i=1}^N f(r_i) \cdot (r_i - c) = \underbrace{\nabla f(c) + \varphi(D, c)}_{:= \hat{\nabla} f(c)}$$

Se tiene una función  $f(r)$ , donde  $r$  definida en 2 dimensiones, que el gradiente en el punto máximo es 0 ( $\nabla f(r^*) = 0$ ), pero en el punto del campo escalar será distinto de 0 ( $(\nabla \sigma(r) \neq 0)$ ), obviamente se ha de dar con “situaciones espaciales” diferentes lugares ( $\forall r \neq r^*$ ) y finalmente el hessiano estará definido negativamente dado que es un máximo local, es decir,

$H_{\sigma(r^*)} < -a \cdot I_p$  (con  $a > 0$  e  $I_p$  es una matriz identidad perteneciente al espacio  $R^{p \times p}$ ).

por simplicidad no se considera la dinámica de los robots.

La señal está definida según una función cuadrática  $\sigma(\mathbf{r}) = \mathbf{r}^T \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{p}^T \cdot \mathbf{r} + \mathbf{q}$  si se tiene una formación de más de 4 robots se asume que la estimación es el gradiente de la función.

$$\phi_i = \phi_o + \frac{2 \cdot \pi \cdot i}{N}$$

Con  $\phi_o(t) = w_o \cdot t$  la formación propuesta es adecuada para robots que se mueven en formación circular como vehículos aéreos no tripulados de área.



# Bibliografía

- [1] *INA219 - DataSheet*. <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/ina219.pdf>.
- [2] *NodeMCU - Documentación*. <https://nodemcu.readthedocs.io/en/dev/>.
- [3] *MQTT - Documentación*. <http://mqtt.org/documentation>.
- [4] *Mosquitto - Broker*. <http://mosquitto.org/>.
- [5] *Mosca - Broker*. <https://github.com/mcollina/mosca>.
- [6] Node-Red. <http://nodered.org/>.
- [7]  $I^2C$  - Module. <https://nodemcu.readthedocs.io/en/dev/en/modules/i2c/>.
- [8] MQTT - Module. <https://nodemcu.readthedocs.io/en/dev/en/modules/mqtt/>.
- [9] Emoncms - Dashboard. <https://emoncms.org/>.
- [10] Freeboard - Dashboard. <https://freeboard.io/>.





# Apéndice A

## Introduction



Apéndice B

Conclusions