



INAOE

Modelado y Simulación de Movimiento Colectivo Coordinado para Seguimiento Multiobjetivo en Ambientes con Obstáculos

Por:
Armando Serrato Barrera

Tesis sometida como requisito parcial para obtener
el grado de

**MAESTRO EN CIENCIAS EN LA ESPECIALIDAD DE
CIENCIAS COMPUTACIONALES**

en el

Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica

Noviembre 2011
Tonantzintla, Puebla

Supervisada por:

Dr. Aurelio López López
Investigador titular del INAOE

y

Dr. Gustavo Rodríguez Gómez
Investigador titular del INAOE

©INAOE 2011
Derechos reservados
El autor otorga al INAOE el permiso de
reproducir y distribuir copias de esta tesis
en su totalidad o en partes



Agradecimientos

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) de México, por el apoyo económico brindado durante mis estudios de maestría, bajo el número de beca 40258.

Agradezco a mi familia y cada una de sus virtudes: a mi padre y sus sonrisas ante la adversidad; a mi madre y su paciencia infinita; a Ricardo y sus sutilezas exquisitas; a Minerva y su franqueza en los momentos más apropiados; a Susana y sus audacias de siempre.

Agradezco el conocimiento, consejos, tiempo e interés en el proyecto, por parte de mis directores de tesis, el Doctor Gustavo y el Doctor Aurelio.

Agradezco la dedicación, tiempo y sugerencias para mejorar el trabajo, por parte de mis sinodales: Dra. Angélica, Dr. Jesús y Dr. Leopoldo.

Agradezco a Patrick por sus fabulosas simulaciones en 3D.

Dedicatorias

A mis padres.

Abstract

The coordination of multiple individuals is a phenomenon presented in natural systems such as flocks, herds and schools of fish. This behavior is called flocking and its main characteristic is the organization of the individuals to stay together and to avoid collisions while they move. Flocking problem has attracted the attention of scientist and it has been modeled by several approaches. Additionally, variations of flocking models have been designed. One example is multitarget flocking. In this variation, each individual chooses a target to follow, and several flocks are formed then. Unfortunately, in multitarget flocking approaches, it is assumed that individuals move in environments without constrains. That is, there are no obstacles that limit the movement of the individuals. This is an important disadvantage since potential applications of multitarget flocking are organization in multirobot systems and control of unmanned aerial vehicles (UAV). These applications require considering obstacles in the environment. Thus, the goal of this thesis is to overcome such disadvantage.

We propose a multitarget flocking model which considers obstacles in the environment. The proposal is based on the Particle Swam Optimization algorithm (PSO). The simulations have shown that individuals can perform obstacle avoidance thanks to our model. Moreover, we rigorously quantified system behavior to conclude that coordination among agents is acceptable. Additionally, we analyzed the model to demonstrate its stability.

Resumen

La coordinación de múltiples individuos que conforman un sistema, es un fenómeno que se presenta frecuentemente en agrupaciones de la naturaleza como en las parvadas, manadas, bancos de peces y enjambres. El comportamiento colectivo de estos sistemas es denominado *movimiento colectivo coordinado* y su característica esencial es la organización de los individuos para mantenerse en grupo y evitar colisiones entre ellos. Dicho comportamiento ha sido de interés científico y se ha modelado de diversas formas. Asimismo, se han diseñado modelos que representan un comportamiento más complejo que el movimiento colectivo coordinado. Un ejemplo es el *seguimiento multiobjetivo*, en donde, el grupo de individuos se divide en diferentes subgrupos, cada uno siguiendo a un objetivo y manteniéndose la unión de cada subgrupo. Desafortunadamente, los enfoques propuestos para seguimiento multiobjetivo, suponen que los individuos se desplazan en ambientes sin restricciones. Con esto queremos decir que no hay algún obstáculo que restrinja el movimiento de los individuos. Consideramos que esto es una limitación importante para el uso de este tipo de modelos en aplicaciones potenciales, como es la coordinación de sistemas multirobot y vehículos aéreos no tripulados (UAV), en donde es necesario considerar restricciones en el ambiente; por ejemplo, obstáculos. En este sentido, surge la necesidad de considerar ambientes con dichas restricciones, por lo que la propuesta de esta investigación es modelar y simular el movimiento colectivo coordinado para seguimiento multiobjetivo en ambientes con obstáculos.

Para superar la desventaja de suponer ambientes sin restricciones, proponemos un modelo de movimiento colectivo coordinado multiobjetivo para ambientes con obstáculos. El esquema presentado está basado en el algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO). Las simulaciones avalan que el modelo permite la evasión de obstáculos. Además, pudimos corroborar que los individuos mantienen un grado de coordinación aceptable gracias a la cuantificación rigurosa del comportamiento del sistema. Asimismo, tras el análisis del modelo, hemos llegado a la conclusión de que su comportamiento es estable.

Índice general

| | |
|--|-----------|
| 1. Introducción | 17 |
| 1.1. Contexto | 17 |
| 1.2. Problemática | 18 |
| 1.3. Objetivos | 20 |
| 1.4. Metodología | 20 |
| 1.4.1. Representación del Agente y del Ambiente | 20 |
| 1.4.2. Modelado del Movimiento del Agente | 21 |
| 1.4.3. Diseño e Implementación del Sistema | 22 |
| 1.4.4. Validación y Evaluación del Modelo | 22 |
| 1.5. Propuesta de Solución | 23 |
| 1.6. Resumen | 24 |
| | |
| 2. Marco teórico | 25 |
| 2.1. Fundamentos | 25 |
| 2.1.1. Sistemas Multiagente | 25 |
| 2.1.2. Modelado Basado en Sistemas Multiagente | 26 |
| 2.1.3. Fenómenos Emergentes | 27 |
| 2.2. Boids | 28 |
| 2.2.1. Cohesión | 28 |
| 2.2.2. Alineación | 29 |
| 2.2.3. Separación | 29 |
| 2.2.4. Comportamiento del Agente | 29 |
| 2.2.5. Obtención del Movimiento | 29 |
| 2.3. Optimización por Enjambre de Partículas | 30 |
| 2.4. Análisis de Estabilidad en Sistemas de Tiempo Discreto | 32 |

| | |
|---|-----------|
| 2.4.1. Conceptos Básicos | 32 |
| 2.4.2. Análisis de Estabilidad para Sistemas Lineales | 33 |
| 2.5. Resumen | 35 |
| 3. Trabajo Previo | 37 |
| 3.1. Paradigmas de Modelado para Movimiento Colectivo Coordinado | 37 |
| 3.1.1. Reglas de Reynolds | 37 |
| 3.1.2. Funciones Potenciales | 38 |
| 3.1.3. Optimización por Enjambre de Partículas | 39 |
| 3.2. Trabajos con Múltiples Objetivos | 40 |
| 3.3. Resumen | 40 |
| 4. Modelado de Movimiento Colectivo Coordinado | 41 |
| 4.1. Movimiento Colectivo Coordinado en Ambientes con Obstáculos | 41 |
| 4.1.1. Representación del Ambiente | 42 |
| 4.1.2. Estructura General del Modelo | 43 |
| 4.1.3. Dinámica del Agente | 44 |
| 4.1.4. Función Objetivo | 46 |
| 4.1.5. Selección del Mejor Agente | 48 |
| 4.1.6. Restricción en la Magnitud de la Velocidad | 48 |
| 4.1.7. Evasión de Colisiones | 50 |
| 4.2. Extensión para la Modalidad Multiobjetivo | 53 |
| 4.3. Suposiciones del Modelo | 55 |
| 4.4. Resumen | 56 |
| 5. Evaluación del Modelo | 57 |
| 5.1. Análisis de Estabilidad | 57 |
| 5.2. Medidas de Validación | 59 |
| 5.2.1. Extensión | 60 |
| 5.2.2. Polarización | 61 |
| 5.2.3. Colisiones | 62 |
| 5.2.4. Consistencia en la Extensión | 62 |
| 5.2.5. Consistencia en la Polarización | 63 |

| | |
|--|-----------|
| 5.2.6. Calidad | 64 |
| 5.3. Extensión de las Medidas para Ambientes Multiobjetivo | 64 |
| 5.4. Simulación y Experimentos | 65 |
| 5.4.1. Escenario 1: Un objetivo y sin obstáculos | 66 |
| 5.4.2. Escenario 2: Un objetivo y con obstáculos | 67 |
| 5.4.3. Escenario 2.1: Un Objetivo y con Obstáculos | 70 |
| 5.4.4. Escenario 3: Dos Objetivos y sin Obstáculos | 70 |
| 5.4.5. Escenario 4: Dos objetivos y con obstáculos | 71 |
| 5.4.6. Escenario 4.1: Dos Objetivos y con Obstáculos | 73 |
| 5.4.7. Escenario 5: Evasión de Obstáculos | 73 |
| 5.4.8. Escenario 6: Evasión de Obstáculos 2 | 75 |
| 5.5. Resumen | 75 |
| 6. Discusión | 79 |
| 6.1. Problemática en el Modelado de Movimiento Colectivo Coordinado | 79 |
| 6.1.1. Mínimos locales o Conflicto entre los Comportamientos del Agente | 79 |
| 6.1.2. Análisis de Estabilidad | 80 |
| 6.1.3. Dificultad de Implementación | 80 |
| 6.1.4. Percepción Limitada | 80 |
| 6.1.5. Restricciones en el Ambiente | 80 |
| 6.1.6. Tipo de Formación | 81 |
| 6.1.7. Centralizados o Descentralizados | 81 |
| 6.1.8. Modelo en 3D o 2D | 81 |
| 6.2. Modelo Propuesto | 81 |
| 6.2.1. De la Evasión de Colisiones | 81 |
| 6.2.2. De la Evasión de Obstáculos | 82 |
| 6.2.3. Sobre los Resultados de la Evaluación | 83 |
| 6.3. Comparación con Otros Trabajos | 84 |
| 6.3.1. Los Esquemas Basados en PSO | 84 |
| 6.3.2. Las Reglas de Reynolds | 84 |
| 6.3.3. El Trabajo de Luo <i>et al.</i> | 85 |
| 6.4. Otras Ventajas del Modelo | 86 |
| 6.5. Desventajas del Modelo | 86 |

| | |
|--|-----------|
| 6.6. Sobre la Implementación en Dominios | |
| Específicos | 87 |
| 6.7. Resumen | 88 |
| 7. Conclusiones | 89 |
| 7.1. Conclusiones | 89 |
| 7.2. Trabajo Futuro | 90 |
| A. Especificación de la Implementación | 93 |
| A.1. Cálculo del Punto más Cercano al | |
| Obstáculo | 93 |
| A.2. Definición de la Función $inter_i$ | 94 |
| B. Evaluación de Movimiento Colectivo Coordinado en Trabajo | |
| Previo | 97 |
| C. Detalle de la Simulación | 99 |

Índice de figuras

| | |
|--|----|
| 2.1. Trayectorias estables, asintóticamente estables e inestables | 33 |
| 4.1. El problema al suponer que los obstáculos son agentes es que es necesario $r > \beta_o$ | 43 |
| 4.2. Esquema general del modelo, en donde $\mathbf{x}_i(k)$ y $\mathbf{v}_i(k)$ representan la posición y velocidad del agente i en el instante k , respectivamente, y \mathbf{x}'_i es la posición candidata después de utilizar PSO. | 44 |
| 4.3. Caso 1: el agente está colisionando con el obstáculo y la posición del agente virtual es el centro del obstáculo | 52 |
| 4.4. Caso 2: el agente se encuentra a una distancia menor a la deseada y el agente virtual se coloca en el punto más cercano del obstáculo. | 52 |
| 4.5. Estructura General del Modelo Extendido, en donde $\mathbf{x}_i(k)$ y $\mathbf{v}_i(k)$ representan la posición y velocidad del agente i en el instante k , respectivamente. | 55 |
| 5.1. Fragmento de la simulación con un objetivo (cuadro negro en la parte inferior de la figura) seguido por 500 agentes. | 68 |
| 5.2. Fragmento de simulación con un objetivo (cuadro de la izquierda), 500 agentes (puntos negros) y 4 obstáculos (círculos grandes). | 69 |
| 5.3. Fragmento de simulación con dos objetivos (cuadros blancos) y 500 agentes (puntos negros) | 71 |
| 5.4. Fragmento de simulación de dos objetivos (cuadros blancos) y 500 agentes en un ambiente con obstáculos (círculos grandes) | 72 |
| 5.5. Evasión de obstáculos | 74 |
| 5.6. Evasión de Obstáculos 2 | 76 |
| 7.1. Simulación en 3D | 91 |

| | |
|--|----|
| A.1. Esquema de los Ángulos Utilizados en la Función Inter | 95 |
|--|----|

Capítulo 1

Introducción

1.1. Contexto

Desde un panorama general, el problema abordado en esta tesis consiste en la coordinación de múltiples individuos que colaboran para efectuar un objetivo común. La motivación esencial es que un conjunto de individuos, con buena coordinación y sin habilidades sofisticadas, puedan efectuar tareas que para un solo individuo serían imposibles. Por otra parte, realizar tareas en donde interviene la colaboración de varios individuos, sugiere que el nivel de coordinación necesario para efectuar la misma, debe ser proporcional a la cantidad de individuos. Es decir que a medida que el número de individuos crezca, es necesario un nivel de coordinación mayor. No obstante, existen esquemas basados en sistemas naturales que exhiben alto grado de organización a pesar de estar compuestos por miles de individuos. Un par de ejemplos famosos son el desplazamiento grupal en las parvadas [Reynolds, 1987] y la organización en colonias de hormigas [Beckers et al., 1992]. En efecto, es posible lograr un alto grado de coordinación sin la necesidad de conocer la información global del sistema y, de esta forma, lograr soluciones que permitan la coordinación a diferentes escalas.

El ámbito de este trabajo se encuentra en una intersección de diversas áreas en donde se aborda el problema de coordinación de múltiples individuos: Inteligencia Artificial Distribuida, Vida Artificial, Inteligencia de Enjambres y Simulación Basada en Sistemas Multiagente. Dichos campos toman como concepto fundamental al *agente*. Esencialmente, un agente consiste en una entidad autónoma que basa su comportamiento en la percepción del ambiente en donde se desen-

vuelve. Los sistemas en donde múltiples agentes interactúan, ya sea compitiendo o cooperando, para llevar a cabo cierto objetivo, son llamados comúnmente *sistemas multiagente*. En esta tesis trabajaremos con un sistema multiagente en donde los agentes muestran un comportamiento cooperativo.

Los propósitos para los cuales se diseña un agente pueden ser variados y por lo tanto pueden existir agentes de diferente índole. En este trabajo nos enfocamos en agentes que se desplazan en su ambiente y, en específico, nos orientaremos al diseño de modelos que permitan representar el movimiento de dichos agentes. No obstante, el modelado completo de un agente implica diferentes aspectos como la representación del ambiente, estrategia de percepción, procesos de razonamiento y toma de decisiones. Nuestro trabajo debería ser visto como un subsistema que define la dinámica del agente y está inmerso en la arquitectura completa del agente. Cabe hacer la aclaración que al hablar de un modelo nos referiremos a dicho subsistema y no a la arquitectura completa del agente.

1.2. Problemática

Procedemos a especificar el problema atacado, es decir, la tarea para la cual se coordinan los agentes. Para esto describiremos de manera intuitiva las características esenciales de lo que llamaremos *movimiento colectivo coordinado*. Diremos que un conjunto de agentes tiene dicho comportamiento cuando se desplazan con la misma dirección, con la misma velocidad y en un área localizada, de tal forma que se mantenga un grupo en donde no se presenten colisiones. Este comportamiento puede apreciarse en sistemas naturales como las parvadas, cardúmenes y manadas.

Dicho esto, agregaremos más complejidad al comportamiento. El agente se encontrará en un ambiente con múltiples objetivos por seguir. El agente seleccionará al objetivo más apropiado a seguir de acuerdo a una heurística. El resultado final es un sistema donde los agentes con objetivo común se desplazan en grupo coordinadamente. A este comportamiento lo llamaremos *movimiento colectivo coordinado multiobjetivo*, siendo éste el tema fundamental del estudio presentado.

El interés en el estudio del movimiento colectivo coordinado reside en encontrar las causas que permiten la organización en los agentes para desplazarse en conjunto, sin presuponer el conocimiento global del sistema. Este problema ha

atraído la atención de diferentes disciplinas como las ciencias computacionales, la ingeniería de control y las ciencias sociales. Varias propuestas que modelan el comportamiento individual de los agentes han sido planteadas.

Haciendo a un lado la motivación de buscar las causas biológicamente plausibles del movimiento colectivo coordinado, existen aplicaciones prácticas que han impulsado el desarrollo de modelos para dicho fenómeno. Para aterrizar la idea de sus posibles aplicaciones hablaremos primero de un ejemplo concreto. Considere a un agente cuya percepción del ambiente sea limitada. Una alternativa para compensar esta desventaja es utilizar a un conjunto de agentes que se desplace sobre el área de exploración para obtener un panorama global del ambiente basándose en la percepción individual de cada agente. Para esto es necesario, en primer lugar, que el desplazamiento de los agentes sea en conjunto y es en esta tarea en donde se encuentra la aplicación de este tipo de modelos. Sin embargo, la percepción masiva móvil no es la única aplicación de estos modelos. También han sido usados en: control de vehículos aéreos no tripulados [Baras et al., 2003], sistemas multi-robot [Kim, 2010], desarrollo de videojuegos [Reynolds, 2006], simulación de multitudes [Ying & Ying, 2009], agrupamiento en documentos [Cui & Potok, 2006], entre otras.

Por su parte, la modalidad multiobjetivo del movimiento colectivo coordinado permite que los agentes se desplacen de manera simultánea y explícita en diferentes áreas y además *“el estudio de este problema será de ayuda en la investigación de problemas como salvar vidas en accidentes, realizar trabajo cooperativo y peligroso al utilizar robots automáticos...”* [Luo et al., 2010].

Basándonos en la revisión del trabajo previo presentada en el capítulo 3, nos hemos percatado de una desventaja importante en los esquemas actuales que proponen movimiento colectivo coordinado multiobjetivo. Dichos trabajos suponen que los agentes se desplazan en ambientes sin obstáculos. Esta suposición es importante para el uso de este tipo de modelos en aplicaciones potenciales en donde se requiere considerar objetos que restringen el movimiento de los agentes. En este sentido, surge la necesidad de extender las propuestas actuales para considerar ambientes con obstáculos y es este aspecto, principalmente, el que motivó el desarrollo de esta tesis.

1.3. Objetivos

El objetivo general de esta tesis es modelar y simular el movimiento colectivo coordinado para el seguimiento multiobjetivo en ambientes con obstáculos.

Los objetivos específicos de esta tesis son los siguientes:

- Modelar al agente y el ambiente en donde se desenvolverá. Esto consiste en encontrar una representación adecuada para el agente y los objetos en el ambiente, además de hacer explícitas las simplificaciones y suposiciones que se hicieron al problema.
- Diseñar el algoritmo o estrategia de selección del objetivo. Es decir, encontrar los factores más importantes que influyen en la selección del objetivo y, posteriormente, en diseñar el proceso de decisión.
- Analizar la estabilidad del sistema multiagente. Esto consiste en estudiar el modelo para determinar de qué forma es afectado por diversos grados de perturbación.
- Extender métricas existentes para la evaluación de movimiento colectivo coordinado en ambientes con múltiples objetivos. Existen métricas para cuantificar el movimiento colectivo coordinado, pero requieren ser extendidas para evaluar el comportamiento del modelo en el caso de múltiples objetivos.

1.4. Metodología

1.4.1. Representación del Agente y del Ambiente

Una vez definido el comportamiento deseado en el sistema multiagente, es necesario formalizar una representación adecuada, tanto para el agente como para los objetos que constituyen el ambiente, que nos ayude a lograr nuestros objetivos. Para llevar a cabo esta etapa debemos tener bien claro cuáles son las variables por calcular en cada agente. De esta forma, podremos vislumbrar cuál es la información necesaria para obtener las variables. La representación del agente debe ser lo suficientemente descriptiva para poder caracterizar información esencial como la

posición, velocidad, volumen y capacidad de percepción. En cuanto a los obstáculos en el ambiente, su representación debe ser lo suficientemente expresiva para poder considerar obstáculos de diferente tamaño y forma. Al final, en la representación se debe evitar considerar detalles innecesarios pero sin dejar a un lado la información necesaria para obtener el comportamiento deseado. No obstante, de todo aquello no considerado se debe tomar conciencia y registrarlo en forma de suposiciones.

1.4.2. Modelado del Movimiento del Agente

En esta etapa se diseñará el algoritmo de selección de objetivo. Es decir, se definirá la heurística que permita al agente escoger al objetivo más apropiado para seguir. Los dos criterios contemplados para este fin son esencialmente la distancia del agente al objetivo y los obstáculos que restringen su movimiento. Se debe encontrar una manera de cuantificar ambos criterios y posteriormente hacer un balance para determinar cuál es el más importante. También se requerirá tener la flexibilidad para ajustar la prioridad de cada criterio y que de esta forma nuestro modelo pueda ajustarse a las diferentes circunstancias de los ambientes.

Por otra parte, la mayoría de los trabajos revisados calculan una fuerza que influye en el cambio de movimiento en el agente. Esta fuerza representa el comportamiento deseado en el agente. En esta etapa se determina la forma de calcular y utilizar dicha fuerza y, posteriormente, obtener la posición y velocidad del agente. Para este propósito debemos conocer primero los comportamientos elementales del agente que permitirán obtener la conducta deseada. A su vez, estos comportamientos son resultado de la percepción que el agente tiene de su ambiente. Es por esto que debemos determinar de qué manera influyen los demás agentes, obstáculos y objetivos en el comportamiento. Asimismo, cuáles son los comportamientos que deben aplicarse o cuáles tienen mayores prioridades dadas las condiciones del ambiente.

Al terminar esta etapa es aconsejable tener claro lo siguiente:

- ¿Cuáles son las conductas elementales del agente?
- ¿De qué manera influyen los demás agentes en el comportamiento de un agente?
- ¿Cuáles son los comportamientos que permiten a los agentes coordinarse?

- ¿Cuáles comportamientos pueden ser contradictorios?
- ¿En qué momento debe aplicarse cada comportamiento?
- ¿Qué suposiciones deben tomarse en cuenta al modelar cada comportamiento?
- ¿De qué forma influyen los obstáculos y objetivos en el comportamiento?

1.4.3. Diseño e Implementación del Sistema

El comportamiento complejo característico de un sistema multiagente y las suposiciones hechas durante el modelado suelen implicar, frecuentemente, que tengamos que probar varios modelos antes de encontrar aquel que satisfaga nuestros requerimientos. Además, para validar los modelos puede ser necesario evaluar el comportamiento en diferentes escenarios. Es por esto que, aunque no se ha considerado como un objetivo primordial de esta tesis, el diseño e implementación de un programa flexible de simulación es de fundamental importancia puesto que permite reducir el tiempo de la etapa de evaluación y validación de los modelos.

El diseño se puede llevar a cabo utilizando el paradigma orientado a objetos y un enfoque descendente (*top-down*). Es decir, se construye un diseño preliminar sin enfocarse en los detalles, para después refinarse poco a poco. Para hacer esto, primero se identifican las clases y las relaciones entre ellas, lo cual se puede lograr con el análisis de los modelos mencionados en las etapas previas de la metodología. Una vez obtenido el diseño, se pasa a la fase de codificación. Aquí se define el lenguaje de programación y el entorno de desarrollo.

1.4.4. Validación y Evaluación del Modelo

El objetivo de esta etapa consiste en comprobar que el modelo está cumpliendo con los requerimientos para los que fue diseñado. Con este propósito consideramos las siguientes formas de evaluación.

En primer lugar, diseñamos escenarios especiales para observar la simulación del sistema multiagente en los siguientes aspectos:

- Se desea observar cómo influyen los obstáculos para la elección del objetivo a seguir.

- Se desea evaluar qué tan adecuadamente cada agente evade los obstáculos.
- Se desea evaluar el movimiento colectivo coordinado por parte de los agentes que siguen el mismo objetivo.
- Se desea evaluar que el conjunto de agentes siga al objetivo correspondiente.
- Asimismo, se evaluará que el seguimiento del conjunto de agentes con objetivos móviles sea adecuado.

Posteriormente, se utilizaron métricas para evaluar el funcionamiento del movimiento colectivo coordinado en cada uno de los escenarios. Además, dichas métricas fueron extendidas para incorporar múltiples objetivos.

Finalmente, se realizó el análisis de estabilidad sobre el modelo que consiste, principalmente, en evaluar el modelo para determinar si la trayectoria del agente se mantiene acotada en una región, o bien, converge a un punto.

1.5. Propuesta de Solución

Nuestra solución está basada en el algoritmo de optimización por enjambre de partículas (*particle swarm optimization*). La posición de cada agente representa una posible solución a un problema de optimización. De esta forma, cada agente se desplaza en búsqueda de mejores soluciones. En este caso, la solución óptima es encontrada cuando el agente logra llegar a la posición del objetivo.

La heurística para seleccionar el objetivo a seguir está basada principalmente en dos criterios: *i)* la distancia entre el agente y el objetivo y *ii)* los obstáculos por evadir para seguir al objetivo. Ambos criterios son posteriormente unificados mediante una función y así poder determinar cuál es el objetivo ideal a seguir.

Los comportamientos elementales de cada agente son los siguientes: *i)* sigue al mejor agente, *ii)* sigue al objetivo y *iii)* evita colisiones con objetos del ambiente. Los tres comportamientos son calculados con base en la percepción local del agente. Los comportamientos *i)* y *ii)* permiten conocer la dirección que el agente debe seguir. Posteriormente, una vez conocida la dirección, el comportamiento *iii)* es aplicado para restringir zonas en donde el agente podría colisionar. Nuestros resultados muestran que al aplicar estas reglas y la heurística para seleccionar el objetivo, los agentes que sigan al mismo objetivo tienden a realizar movimiento colectivo coordinado.

1.6. Resumen

En este capítulo establecimos que el problema general de la tesis consiste en la coordinación de múltiples agentes. En específico, el problema abordado es el movimiento colectivo coordinado multiobjetivo. En este problema cada agente elige, entre un conjunto de objetivos, al más apropiado por seguir. Los agentes que sigan al mismo objetivo tienen que coordinarse para desplazarse en conjunto. Mencionamos también, que una de las desventajas de los trabajos actuales, es que suponen ambientes sin restricciones y, es por esto, que nuestro objetivo es solucionar este inconveniente. Describimos además, que la metodología que seguimos consiste en cuatro etapas. La primera consistió en la forma de representar al agente y el ambiente. La segunda en modelar la dinámica de los agentes. La tercera en diseñar e implementar el sistema de simulación. Y la cuarta en validar y evaluar el comportamiento del modelo. Finalmente, describimos de forma general la propuesta presentada, incluyendo la heurística para seleccionar el objetivo y los comportamientos elementales que rigen el movimiento del agente.

Capítulo 2

Marco teórico

2.1. Fundamentos

2.1.1. Sistemas Multiagente

Definir de manera rigurosa a un agente es crítico. En la actualidad no hay un consenso en cuanto a la definición de agente. Esto es usual en un área joven de investigación con diversas aplicaciones. Existen dos puntos de vista radicales en cuanto a la definición de agente [Huhns & Singh, 1997]. La primera describe al agente como una entidad parecida a un ser humano. Una entidad consciente, capaz de adquirir conocimiento, que percibe y tiene emociones. La segunda postura describe al agente como un autómatas que se comporta exactamente como es programado. Mientras que la primera dificulta considerar a un agente como un sistema artificial, la segunda parece ser demasiado flexible.

A pesar de la carencia de un consenso en el concepto de agente, se está de acuerdo en que su principal característica es su *autonomía*. Es decir, que el agente tienen el control de su comportamiento. Es importante proveer una definición de agente. La definición de [Weiss, 1999] es la siguiente:

“Un agente es un sistema computacional que está localizado en un ambiente, y que es capaz de realizar acciones de manera autónoma sobre este ambiente, para satisfacer los objetivos para los cuales fue diseñado”

Los sistemas en donde interactúan múltiples agentes para realizar un conjunto de objetivos o tareas, son llamados *sistemas multiagente*. El ambiente en los sistemas multiagente posee tres características por conocer [Weiss, 1999]:

1. Los ambientes multiagente proveen una estructura que especifica los protocolos de comunicación e interacción entre agentes.
2. Los ambientes multiagente son generalmente abiertos y no tienen un diseño centralizado.
3. Los ambientes multiagente contienen agentes autónomos y distribuidos que cooperan o compiten.

La primera característica sugiere un esquema de comunicación entre los agentes. Para esto se puede optar por un esquema de comunicación directa, en donde la transmisión de información entre individuos es explícita. Otra opción son los esquemas de comunicación indirecta (*estigmergia*), en donde la transmisión de información no es explícita. Los agentes se comunican mediante modificaciones en el ambiente que estimulan el comportamiento de otros agentes. La segunda característica señala que el ambiente está en constante cambio y su tamaño es considerable, por lo que es conveniente una solución no centralizada. La tercera propiedad del ambiente multiagente es que los agentes pueden coordinarse para llevar a cabo un objetivo en común, o bien, puede competir para satisfacer objetivos propios.

2.1.2. Modelado Basado en Sistemas Multiagente

El modelado basado en sistemas multiagente es un paradigma en donde el comportamiento total del sistema no es modelado explícitamente. Este paradigma se fundamenta en el modelado del sistema a micro-nivel, es decir, el modelado del comportamiento de cada agente y las interacciones con otros agentes y su ambiente. El comportamiento global del sistema es resultado de las interacciones en el micro-nivel. Este paradigma es considerado una estrategia de modelado ascendente (*bottom-up*) puesto que definimos el comportamiento de cada una de las piezas para obtener el comportamiento global del sistema.

Una característica fundamental de este paradigma es el proceso cíclico entre el agente y la estructura social constituida por aquellos agentes dentro de su rango de percepción. Los agentes actúan restringidos por su estructura social y ésta a su vez es resultado de las interacciones entre los agentes “... existe un ciclo entre los agentes y las sociedades, entre el micro-nivel y el macro-nivel, entre entidades

individuales y colectivas. Esto es exactamente el núcleo de los sistemas complejos” [Drogoul et al., 2008].

Una de las cualidades más importantes de este paradigma está en su capacidad de integración y flexibilidad. Podemos modelar el comportamiento individual de los agentes utilizando diferentes técnicas como ecuaciones diferenciales o sistemas simbólicos basados en reglas. Este paradigma ha demostrado ser exitoso para modelar sistemas basados en sociedades [Gilbert & Troitzsch, 2005].

2.1.3. Fenómenos Emergentes

El comportamiento global obtenido al aplicar el modelado basado en sistemas multiagente a menudo es llamado *comportamiento* o *fenómeno emergente*. A continuación mencionaremos algunas propiedades de los fenómenos emergentes. De acuerdo a Goldstein [Goldstein, 1999] emergencia se refiere a “... *el surgimiento de estructuras coherentes y nuevas, patrones y propiedades durante el proceso de auto-organización en un sistema complejo*”. Aparentemente, los fenómenos emergentes poseen las siguientes dos características distintivas [Bynum & Moor, 1998]: *i)* están constituidos por procesos básicos y, sin embargo, *ii)* estos fenómenos parecen ser de alguna forma autónomos de sus procesos básicos. Por otra parte, los experimentos de Wolfram [Wolfram, 2002] han mostrado que es posible que estructuras con patrones regulares emerjan como resultado de las interacciones locales de entidades que siguen reglas simples. No obstante, dichas reglas no proveen una explicación completa al fenómeno emergente. “*Reglas o leyes, no tienen eficiencia causal. En realidad no generan nada. Sólo describen las regularidades y relaciones consistentes en la naturaleza*” [Corning, 2002].

Dicho esto, y sin el afán de proveer una definición estricta, queremos resaltar las siguientes observaciones de los fenómenos emergentes. Primero, que pueden ser resultado de las interacciones locales de las entidades que constituyen un sistema. Segundo, que dichas entidades pueden regirse por reglas simples. Y, tercero, que dichas reglas no proveen una explicación suficiente del fenómeno emergente.

El movimiento colectivo coordinado es considerado un fenómeno emergente. En 1987, Reynolds [Reynolds, 1987] desarrolló un simulador llamado *Boids* que muestra cómo este comportamiento puede emerger con reglas simples aplicadas a nivel local. De esta forma, los agentes no necesitan conocer información global del sistema o una referencia central que permita la coordinación.

2.2. Boids

En 1987, Reynolds diseñó uno de los modelos más populares de movimiento colectivo coordinado [Reynolds, 1987]. En su trabajo los individuos o agentes son denominados Boids. La propuesta consiste en aplicar tres comportamientos elementales en el agente, también conocidos como las *Reglas de Reynolds*. Cada comportamiento, o regla, se obtiene solamente considerando los vecinos dentro de la percepción local del agente. Las reglas son las siguientes:

1. Cohesión. Cada agente intenta permanecer cercano a sus vecinos
2. Alineación. Cada agente intenta ajustar su velocidad y dirección con la de sus vecinos.
3. Separación. Cada agente intenta evitar colisiones con sus vecinos.

Reynolds ha sugerido la forma de modelar sus reglas [Reynolds, 1999]. Vamos a explicar de forma intuitiva sus sugerencias. Sean $\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^m$ ($m = 2, 3$) la posición y velocidad del i -ésimo agente. Donde $i \in \{1, \dots, n\} = N$ y n es la cantidad de agentes. Cada vecindad N_i está constituida por agentes que se encuentren dentro del rango de percepción r del agente i :

$$N_i = \{j \in N \mid j \neq i, \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| < r\}, \quad (2.1)$$

donde $\|\cdot\|$ es la norma euclidiana.

Vamos a denotar como $\mathbf{f}_c, \mathbf{f}_a, \mathbf{f}_s \in \mathbb{R}^m$ a cada uno de los comportamientos elementales que influyen en el comportamiento del agente y que corresponden a las reglas de cohesión, alineación y separación, respectivamente. También denotaremos a la fuerza que actúa sobre el agente, y que es resultado de una combinación de los comportamientos elementales mencionados, como $\mathbf{F} \in \mathbb{R}^m$.

2.2.1. Cohesión

La regla de cohesión se obtiene al calcular un vector que va de la posición del agente al promedio de las posiciones de los vecinos, como se muestra en la expresión (2.2).

$$\mathbf{f}_c = \left(\frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \mathbf{x}_j \right) - \mathbf{x}_i. \quad (2.2)$$

2.2.2. Alineación

La regla de alineación se obtiene calculando una fuerza con dirección al promedio de las velocidades de los vecinos, como se muestra en la expresión (2.3).

$$\mathbf{f}_a = \left(\frac{1}{|N_i|} \sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j \right) - \mathbf{v}_i. \quad (2.3)$$

2.2.3. Separación

La regla de separación se obtiene al considerar las fuerzas con dirección contraria a los vecinos. Cada fuerza se normaliza y se multiplica por un peso inversamente proporcional a la distancia. Posteriormente, se realiza la suma de todas las fuerzas. Esto se muestra en la expresión (2.4).

$$\mathbf{f}_s = \sum_{j \in N_i} \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2} \quad (2.4)$$

2.2.4. Comportamiento del Agente

Una vez calculado cada uno de los comportamientos elementales, estos se combinan para obtener el comportamiento del agente. Para esto, primero es necesario acotar la magnitud de cada uno de los vectores que representan los comportamientos elementales. Esto sólo es necesario si la magnitud de los vectores es mayor a cierta cota máxima r_m . La forma más simple de combinar los comportamientos es sumarlos, como se muestra en la expresión (2.5).

$$\mathbf{F} = \mathbf{f}_c + \mathbf{f}_a + \mathbf{f}_s \quad (2.5)$$

Otras estrategias sugieren ponderar los comportamientos al multiplicarlos por un peso y luego sumarlos. Posteriormente, el comportamiento del agente, F , es acotado si la magnitud de este vector es mayor a cierta cota máxima.

2.2.5. Obtención del Movimiento

Una vez conocido el comportamiento o la fuerza \mathbf{F} que actuará sobre el agente, se puede utilizar el siguiente modelo derivado de la segunda ley de Newton para

obtener la posición y velocidad del agente. De aquí se obtiene el sistema de ecuaciones diferenciales (2.6).

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{v} \\ \dot{\mathbf{v}} &= \frac{1}{m}\mathbf{F}\end{aligned}\tag{2.6}$$

El punto sobre cada variable representa la derivada con respecto del tiempo y m representa a la masa del cuerpo en movimiento. Este sistema de ecuaciones diferenciales puede ser resuelto por un método numérico integrador. Reynolds utiliza el método numérico de Euler [Cerezuela & Rodríguez-Ferran, 2009] con un paso de integración igual a uno y supone que $m = 1$.

Aunque en esta tesis no utilizamos los modelos sugeridos por Reynolds para el movimiento colectivo coordinado, es capital comprender las Reglas de Reynolds puesto que algunos de los trabajos que mencionaremos modelan dichas reglas siguiendo otros paradigmas. Además, algunos intentan unificar las reglas de cohesión y separación en un mismo comportamiento en un intento por sintetizar las reglas. Finalmente, el trabajo de Reynolds sirve como un punto de referencia para la comparación entre distintos modelos.

2.3. Optimización por Enjambre de Partículas

El propósito del algoritmo de optimización por enjambre de partículas (PSO por sus siglas en inglés) es minimizar una función objetivo f . Cada partícula (agente) i representa una solución candidata al problema de optimización. El conjunto de n partículas se desplaza en el espacio de búsqueda para encontrar mejores soluciones.

A diferencia de los algoritmos evolutivos, en donde se sigue una estrategia de competición al favorecer al más apto, en PSO se prioriza una estrategia de cooperación. Cada partícula se desplaza utilizando la información de sus vecinos y experiencia previa. En contraste con los algoritmos evolutivos, la población en PSO no se crea ni se destruye, se mantiene estable.

Cada partícula tiene un vector de posición y velocidad que dependen del tiempo t , $\mathbf{x}_i(t)$, $\mathbf{v}_i(t) \in \mathbb{R}^m$, respectivamente. La posición de la partícula en el instante

$t + 1$ se calcula al agregar la velocidad

$$\mathbf{x}_i(t + 1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t + 1). \quad (2.7)$$

La velocidad de la partícula se calcula tomando en cuenta dos factores: la experiencia previa de la partícula y la información que se obtiene de las partículas vecinas. Para el primero, se almacena en una variable $\mathbf{p}_i(t)$ la mejor posición que la partícula ha tenido desde el inicio del algoritmo. En el caso del segundo, se determina cuál es la partícula vecina con mejor posición. Es decir, aquella cuya posición represente la mejor solución para el problema de optimización en el instante t . La denotaremos como $\mathbf{p}_g(t)$. Conociendo esto la velocidad se calcula de la siguiente forma

$$\mathbf{v}_i(t + 1) = \mathbf{v}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{x}_i(t)] + c_2 r_2 [\mathbf{p}_g(t) - \mathbf{x}_i(t)]. \quad (2.8)$$

Las constantes positivas c_1 y c_2 son usadas para dar prioridad a los componentes cognitivos y sociales, respectivamente. Las variables r_1 y r_2 son números aleatorios con distribución uniforme, los cuales añaden comportamiento estocástico al algoritmo.

Con ayuda de una función objetivo, $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$, definida a partir del conocimiento del dominio, se puede evaluar la solución que representa cada partícula. La mejor posición de la partícula se obtiene al evaluar la nueva posición y compararla con la mejor posición conocida hasta ese instante.

$$\mathbf{p}_i(t + 1) = \begin{cases} \mathbf{p}_i(t) & \text{si } f(\mathbf{x}_i(t + 1)) \geq f(\mathbf{p}_i(t)) \\ \mathbf{x}_i(t + 1) & \text{si } f(\mathbf{x}_i(t + 1)) < f(\mathbf{p}_i(t)) \end{cases} \quad (2.9)$$

Por otra parte, la mejor partícula es aquella que minimiza la función objetivo. Esto es, $\mathbf{p}_g(t) = \mathbf{x}_j(t)$, para alguna j tal que

$$f(\mathbf{p}_g(t)) = \min\{f(\mathbf{x}_1(t)), \dots, f(\mathbf{x}_n(t))\} \quad (2.10)$$

Cabe señalar que el algoritmo de PSO descrito aquí es el básico y es conocido como *global best PSO*. Hay muchas variantes del algoritmo en donde se modifica, entre otras cosas, la vecindad de cada partícula, la forma de asignar parámetros; se acota la velocidad de cada partícula; o se incluyen estrategias para hacer un balance entre la explotación y exploración del algoritmo [Engelbrecht, 2005].

2.4. Análisis de Estabilidad en Sistemas de Tiempo Discreto

2.4.1. Conceptos Básicos

Podemos representar cómo cambia el estado del agente durante el tiempo mediante un sistema dinámico. En nuestro problema es de interés analizar que en dicho sistema, pequeñas perturbaciones no afecten de manera sustancial en su comportamiento. Además, también es de interés analizar si la trayectoria, obtenida por el sistema dinámico, se mantiene acotada dentro de cierto límite o incluso que converja a un punto. Para esto utilizaremos teoría de estabilidad. Las definiciones de esta sección fueron tomadas de [Marquez, 2003].

Considere el siguiente sistema dinámico de tiempo discreto

$$\mathbf{u}(t+1) = f(\mathbf{u}(t)) \quad (2.11)$$

donde $t \in \mathbb{Z}^+$, $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^m$ y $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m$.

Vamos a empezar por definir qué es un *punto de equilibrio*. De manera intuitiva, un punto de equilibrio es un punto en donde el estado del agente permanece invariante.

Definición 1 *Un vector \mathbf{u} en \mathbb{R}^m es un punto de equilibrio para el sistema 2.11 si $f(\mathbf{u}) = \mathbf{u}$.*

Para nuestros objetivos, es de interés tomar en cuenta dos propiedades importantes que pueden tener los puntos de equilibrio. La primera que definiremos es un *punto de equilibrio estable* que, en términos generales, nos permitirá estudiar si la trayectoria obtenida por el sistema dinámico permanece acotada dentro de cierto límite. La segunda es un *punto de equilibrio asintóticamente estable* que, además de permitirnos estudiar la estabilidad, nos ayudará a estudiar si la trayectoria convergerá en un punto tarde o temprano.

Definición 2 *Sea \mathbf{u}_0 un punto de equilibrio para el sistema 2.11. El punto de equilibrio \mathbf{u}_0 se dice que es:*

1. *Estable si, dada alguna $\epsilon > 0$, existe una $\delta > 0$ tal que*

$$\text{si } \|\mathbf{u}(0) - \mathbf{u}_0\| < \delta, \text{ entonces } \|\mathbf{u}(t) - \mathbf{u}_0\| < \epsilon \text{ para toda } t \geq 0$$

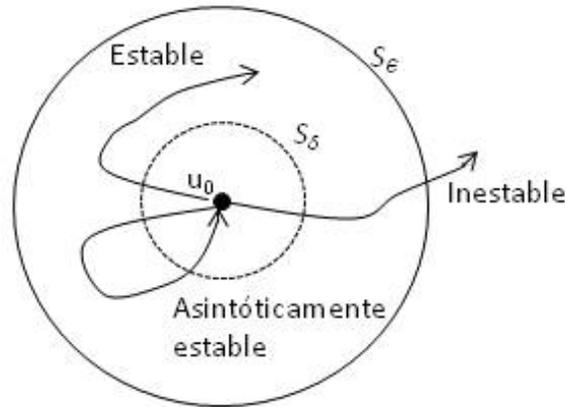


Figura 2.1: Trayectorias estables, asintóticamente estables e inestables

2. *Asintóticamente estable si, además de ser estable, existe una $\delta > 0$ tal que*

$$\text{si } \|\mathbf{u}(0) - \mathbf{u}_0\| < \delta, \text{ entonces } \lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{u}(t) - \mathbf{u}_0\| = 0$$

3. *Inestable si no es estable.*

Geoméricamente, \mathbf{u}_0 es un punto de equilibrio estable si, dada una esfera S_ϵ de radio ϵ con centro en \mathbf{u}_0 , existe otra esfera S_δ con radio δ y centro en \mathbf{u}_0 con la propiedad de que *toda* trayectoria que está en S_δ en el tiempo $t = 0$ permanece en S_ϵ para toda $t \geq 0$. Además, si todas las trayectorias que se originan lo suficientemente cerca de \mathbf{u}_0 eventualmente se aproximan a \mathbf{u}_0 , entonces el punto de equilibrio es asintóticamente estable. Finalmente, el punto de equilibrio es inestable si *toda* región esférica con centro en \mathbf{u}_0 contiene trayectorias lo suficientemente cercanas a \mathbf{u}_0 en el tiempo $t = 0$, pero que eventualmente escapan de esa región. La figura 2.1 ilustra estas ideas.

2.4.2. Análisis de Estabilidad para Sistemas Lineales

Considere el siguiente sistema lineal homogéneo

$$\mathbf{u}(t + 1) = A\mathbf{u}(t) \tag{2.12}$$

donde $t \in \mathbb{Z}^+$, $\mathbf{u}(t) \in \mathbb{R}^m$ y A es una matriz cuadrada de orden m cuyos elementos son constantes.

En esta sección vamos a describir cuáles son las condiciones necesarias y suficientes para que el sistema 2.12 sea asintóticamente estable. Sin pérdida de generalidad, el análisis se puede llevar a cabo suponiendo que el punto de equilibrio es el origen 0 (incluso en sistemas no lineales). Primero debemos explicar qué es el radio espectral de una matriz. Sea $\lambda(A)$ el conjunto de eigenvalores de la matriz A . El *radio espectral* [Golub & F., 1996] de la matriz A se define

$$\rho(A) = \text{máx}\{|\lambda| : \lambda \in \lambda(A)\}. \quad (2.13)$$

Para analizar la estabilidad del sistema, vamos a demostrar que 0 es un punto de equilibrio asintóticamente estable. Es decir, debemos encontrar las propiedades que debe cumplir la matriz A para que el $\lim_{t \rightarrow \infty} u(t) = 0$. Los siguientes dos teoremas muestran las condiciones necesarias y suficientes para que esto ocurra. Mencionaremos ideas generales para demostrar ambos teoremas. La demostración formal puede encontrarse en [Kelley & Peterson, 2001].

Teorema 3 *Sea A una matriz de n por n con $\rho(A) < 1$. Entonces cada solución de $\mathbf{u}(t)$ en la expresión 2.12 satisface que $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{u}(t) = 0$. Además, si $\rho(A) < \delta < 1$, entonces hay una constante $C > 0$ que*

$$\|\mathbf{u}(t)\| \leq C\delta^t \|\mathbf{u}(0)\| \quad (2.14)$$

Para demostrar que $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{u}(t) = 0$ cuando $\rho(A) < 1$ se debe tomar en cuenta que el sistema 2.12 es una recurrencia cuya solución es $\mathbf{u}(t) = A^t \mathbf{u}(0)$. Por definición, sabemos que existe una equivalencia entre la matriz y sus eigenvalores, por lo que $A^t \mathbf{u}(0) = \lambda^t \mathbf{u}(0)$. De aquí, podemos ver que si los eigenvalores son mayores que uno, la solución puede diverger conforme t crece, pero si el radio espectral de la matriz A es menor que uno, la solución tiende a cero conforme el tiempo tiende a infinito.

Teorema 4 *Si $\rho(A) \geq 1$, alguna solución $\mathbf{u}(t)$ del sistema 2.12 no tiende al origen mientras t tiende al infinito.*

Note que si $\rho(A) \geq 1$, debe existir un eigenvalor $|\lambda| \geq 1$. Si \mathbf{v} es su correspondiente eigenvector, entonces hay una solución $\mathbf{u}(t) = \lambda^t \mathbf{v}$ y $|\lambda^t| |\mathbf{v}| \rightarrow 0$ conforme $t \rightarrow \infty$.

Conociendo ambos teoremas se puede concluir que las condiciones necesarias y suficientes para que el punto de equilibrio 0 del sistema 2.12 sea asintóticamente estable es que $\rho(A) < 1$.

2.5. Resumen

En este capítulo mencionamos que un agente es una entidad que percibe y actúa sobre su ambiente de acuerdo ciertos objetivos. Por su parte, un sistema multiagente consiste en un conjunto de agentes que se coordinan o compiten para lograr ciertos objetivos. Señalamos también, que el modelado basado en sistemas multiagente consiste en modelar la interacción de los agentes a nivel micro (local), y que el comportamiento macro (global) del sistema emerge por dichas interacciones. Dijimos que el movimiento colectivo coordinado es considerado un fenómeno emergente gracias al modelo presentado por Reynolds. Además, explicamos el funcionamiento del algoritmo de PSO, en donde se simulan a un conjunto de partículas en la búsqueda de la solución a un problema de optimización. Finalmente, introducimos un poco de teoría de estabilidad para recordar que las condiciones necesarias y suficientes para que el sistema 2.12 sea asintóticamente estable, es que el valor absoluto de sus eigenvalores sea menor que uno.

Capítulo 3

Trabajo Previo

Basándonos en la revisión del trabajo previo, vamos a limitar la discusión en aquellos paradigmas que consideramos han sido más populares las últimas dos décadas. Además, a pesar de no haber muchos trabajos, también abordaremos aquellos que han utilizado algoritmos de optimización por enjambres de partículas como una estrategia viable de modelado. Cabe señalar que el propósito de la clasificación del estado del arte es simplemente organizar el trabajo previo y no pretendemos dar una taxonomía rigurosa del mismo. Para esto agrupamos los trabajos que comparten ideas similares o relacionadas. Primero, hablaremos de las propuestas para movimiento colectivo coordinado. Finalmente, discutiremos los trabajos que abordan la modalidad multiobjetivo.

3.1. Paradigmas de Modelado para Movimiento Colectivo Coordinado

3.1.1. Reglas de Reynolds

Uno de los modelos más populares y exitosos para simular movimiento colectivo coordinado es el creado por Reynolds 1987 [Reynolds, 1987]. En él se sintetizan tres reglas que gobiernan el comportamiento del agente, las cuales son conocidas como: *cohesión*, *alineación* y *separación*. Con cada regla se modela un comportamiento elemental del agente. Para esto es necesario conocer la posición y velocidad de los vecinos del agente. Posteriormente, cada comportamiento elemental obtenido es combinado en un comportamiento total, el cual es llevado a cabo por

el agente.

Los trabajos que aplican el esquema sugerido por Reynolds para modelar sus reglas, frecuentemente sufren de las siguientes desventajas [Petzold et al., 2004], [Reynolds, 1999]. En primer lugar, suele suceder que dos o más comportamientos elementales son contradictorios y, al combinarlos en un comportamiento total se anulan, es decir, ninguno de ellos surte efecto en el comportamiento del agente. Este problema aumenta si agregamos más comportamientos elementales como, por ejemplo, evasión de obstáculos. Para solucionar este problema, se suele agregar cierto peso a cada comportamiento elemental. No obstante, encontrar los pesos óptimos no es sencillo puesto que dichos valores suelen variar de acuerdo al escenario específico en donde se encuentran los agentes. Además, los trabajos basados en este enfoque normalmente no se interesan por analizar la estabilidad del sistema. Sin embargo, es conocido que los sistemas multiagente pueden tener comportamiento caótico a pesar de que cada agente esté gobernado por reglas simples [Wolfram, 2002], por lo que es necesario llevar a cabo dicho análisis.

Por otra parte existen trabajos que han modificado el esquema de Reynolds y han propuesto estrategias para atacar los problemas mencionados, como en [Zapotecatl, 2009]. En su trabajo se hace un análisis de los comportamientos elementales más apropiados para obtener cierto comportamiento en el conjunto de agentes. Una vez seleccionados los comportamientos elementales apropiados, estos se combinan con dos operadores propuestos por [Mataric, 1994], los cuales consisten básicamente en *i)* la suma ponderada de los comportamientos y *ii)* la selección de un comportamiento elemental en función del estado del agente. Además, utilizan métricas que intentan medir la estabilidad de las formaciones. No obstante, esto no garantiza la estabilidad en el sistema.

3.1.2. Funciones Potenciales

Otro paradigma para modelar movimiento colectivo coordinado es el basado en *funciones potenciales artificiales*. Este esquema ha sido utilizado en el campo de la ingeniería de control [Olfati-Saber, 2006], [Olfati-Saber & Murray, 2003], [Su et al., 2008], [Wang et al., 2008], [Yang et al., 2010]. Los comportamientos elementales son modelados mediante funciones potenciales. Cada función llega a su mínimo nivel de energía cuando se obtiene el comportamiento deseado. Por lo tanto, lo que se desea es minimizar las funciones potenciales. Para esto se hace

uso del gradiente descendente. La alineación en los agentes es normalmente conocida como el problema del consenso y es llevada a cabo mediante el uso de grafos Laplacianos. En este tipo de esquemas, el análisis de estabilidad toma mayor importancia. No obstante, la estabilidad se analiza en un sistema no lineal, lo cual implica encontrar una *función de Liapunov*. Hasta el momento no hay algoritmo para deducir dicha función, para hacerlo es necesario tener experiencia, creatividad e ingenio. Por otra parte, en este enfoque pueden presentarse problemas similares a la contradicción de comportamientos elementales. Esto ocurre en forma de mínimos locales en las funciones potenciales [Kim et al., 2006].

3.1.3. Optimización por Enjambre de Partículas

Hasta donde sabemos, existen apenas algunos trabajos que hacen uso de algoritmos de enjambre de partículas para modelar el movimiento colectivo coordinado [Ying & Ying, 2009], [Kim, 2010], [Kim & Shin, 2006]. Para hacer uso de este paradigma, en estos trabajos se define una función objetivo que permite evaluar la posición de cada agente (o partícula). Conociendo esto, se puede obtener el mejor agente del grupo y conocer la mejor posición en donde el agente se ha colocado. Esta información permite usar el modelo de PSO para calcular el movimiento de cada partícula. Los comportamientos elementales del agente son seguir al mejor vecino y desplazarse hacia la mejor posición que ha conseguido. El modelo de PSO no considera evasión de colisiones, por lo que es necesario extenderlo para lograr dicho propósito. En los trabajos mencionados, esta extensión es aplicada para corregir la posición calculada por medio de PSO y de esta forma evitar colisiones. La estrategia de evasión de obstáculos es resultado de penalizar a los obstáculos en la función objetivo. En esta forma, el mejor vecino será aquel que se encuentre más alejado de los obstáculos; los agentes tenderán a desplazarse a zonas sin obstáculos, ya que tienden a seguir al vecino más alejado de los obstáculos. En contraste con las funciones potenciales, se puede analizar la estabilidad sin necesidad de deducir la función de Liapunov, si se satisfacen algunas suposiciones. Una característica criticable de estos trabajos es la falta de atención en la percepción limitada del agente. Normalmente, es necesaria información global para aplicar el modelo. Esta suposición es impráctica, además de ir en contra de la filosofía de la simulación basada en sistemas multiagente.

3.2. Trabajos con Múltiples Objetivos

Hasta donde conocemos, el único trabajo que considera la modalidad multiobjetivo del movimiento colectivo coordinado es el de [Luo et al., 2010]. Su propuesta utiliza el paradigma basado en funciones potenciales. Para cada una de las reglas de Reynolds se diseña una función potencial. Las tres reglas se aplican en aquellos agentes que sigan al mismo objetivo. Si los agentes siguen objetivos diferentes sólo se aplica la regla de separación. El algoritmo para seleccionar el objetivo se basa en dos criterios: *i)* la distancia desde el objetivo al agente, y *ii)* la cantidad de agentes que siguen al objetivo. En este sentido, el agente selecciona al objetivo más cercano si la cantidad de agentes que lo siguen es menor a cierto umbral.

En el trabajo mencionado se realizan una serie de suposiciones implícitas por conocer. En primer lugar, se supone que se conoce la posición de cada uno de los objetivos. Además, que se conoce la cantidad de agentes que siguen a cada objetivo. También, que el agente sabe cuáles vecinos siguen al mismo objetivo y cuáles no. Finalmente, en dicho trabajo se supone que los agentes se desplazan en un ambiente sin restricciones. Siendo esto último el principal problema que es abordado en esta tesis.

3.3. Resumen

En este capítulo clasificamos los principales trabajos de movimiento colectivo coordinado en tres grupos: aquellos basados en las reglas de Reynolds, los basados en funciones potenciales artificiales y los basados en el algoritmo de optimización por enjambre de partículas. Mencionamos las características esenciales de cada esquema, además de resaltar sus desventajas principales. También describimos los trabajos de movimiento colectivo coordinado multiobjetivo y resaltamos sus problemas, enfocándonos en los que se abordan en esta tesis.

Capítulo 4

Modelado de Movimiento Colectivo Coordinado

En este capítulo expondremos el modelo de movimiento colectivo coordinado. La propuesta se basa en una de las variantes de los algoritmos de optimización por enjambre de partículas (PSO). Primero explicaremos el modelo suponiendo que sólo hay un objetivo en el ambiente. Posteriormente, mostraremos la forma de extender dicho modelo para múltiples objetivos. Ambas versiones del modelo permiten a los agentes desplazarse en ambientes con restricciones en forma de obstáculos.

4.1. Movimiento Colectivo Coordinado en Ambientes con Obstáculos

El modelo descrito en esta sección permite que un grupo de agentes se coordine para desplazarse con la misma dirección y velocidad. Asimismo, el conjunto de agentes debe evitar colisionar con los obstáculos en el ambiente. En esencia, estos son los requerimientos que debe satisfacer un modelo de movimiento colectivo coordinado. Para lograrlo, algunos modelos suponen un objetivo que permite cierta retroalimentación en el comportamiento del agente. Las propuestas basadas en PSO presentadas en el estado del arte, así como esta propuesta, no son la excepción.

4.1.1. Representación del Ambiente

El ambiente estará conformado por agentes, obstáculos y el objetivo. Vamos a suponer que los agentes son un conjunto de n partículas $V = \{1, \dots, n\}$. Cada agente $i \in V$ tiene una posición $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m$ y una velocidad $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^m$, ambas en función del tiempo. Para simplificar la notación, esto último lo hacemos explícito sólo cuando es necesario. Por otro lado, el ambiente es bidimensional, por lo que $m = 2$. Además, suponemos que el tamaño del agente i está limitado por un radio δ_i y que los agentes se deben encontrar a una distancia mayor que r_{sep} para evitar colisiones.

Por otra parte, vamos a denotar a O como el conjunto de obstáculos en el ambiente. Cada obstáculo $o \in O$ tiene un centro y un radio, los cuales denotaremos como $\mathbf{x}_o \in \mathbb{R}^m$ y $\beta_o \in \mathbb{R}$, respectivamente. De esta forma, podemos definir a cada obstáculo como

$$o = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m : \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_o\| \leq \beta_o\}, \quad (4.1)$$

donde $\|\cdot\|$ denota la norma Euclidiana. La posición del objetivo la denotaremos como $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^m$.

La percepción del agente i está limitada a cierto *rango de interacción* r . Es decir, el agente percibe a los objetos que se encuentran a una distancia menor que r . Un caso especial es el objetivo ya que estamos suponiendo que el agente puede percibir su posición en todo momento. Que esto sea o no una suposición fuerte lo discutiremos en la sección 6.5. Además, llamaremos *vecindad* al conjunto de agentes que se encuentran dentro del rango de interacción. La *vecindad del agente* i se define como

$$N_i = \{j \in V : \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| < r \wedge i \neq j\} \quad (4.2)$$

Queremos hacer notar que considerar a los obstáculos como un agente no siempre es conveniente. Esto se debe a que el tamaño del obstáculo puede ser mucho más grande que el del agente, lo cual puede generar problemas. Por ejemplo, suponga que el obstáculo es un agente cuya posición es el centro del obstáculo y su tamaño es igual al radio del obstáculo como se aprecia en la figura 4.1. Note que para percibir a dicho agente es necesario percibir el centro del obstáculo. Puesto que los agentes no deben invadir el área del obstáculo, su rango de interacción debe ser mayor que el radio del obstáculo para percibir al agente. Es decir, $r > \beta_o$. Lo cual significa que se debe restringir el tamaño de los obstáculos

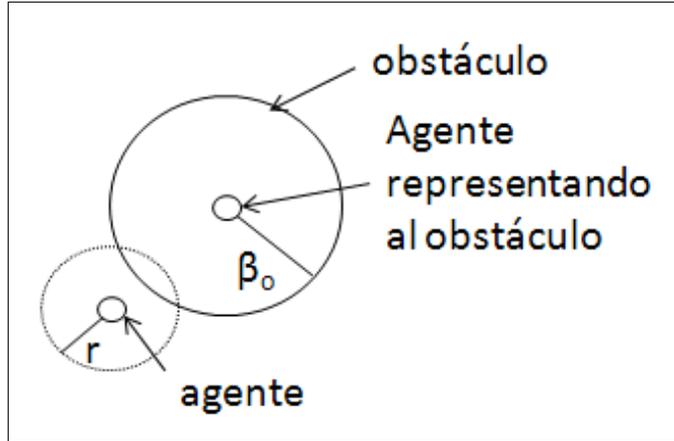


Figura 4.1: El problema al suponer que los obstáculos son agentes es que es necesario $r > \beta_o$

dependiendo del rango de interacción. Esto restringe demasiado al modelo. Es por esto que para representar la percepción de los obstáculos tuvimos que hacer ligeras modificaciones.

Para evitar el problema mencionado, vamos a suponer que el agente percibe al obstáculo cuando alguna parte de éste se encuentra dentro del rango de interacción. Para esto, debemos conocer la distancia del agente i al punto más cercano del obstáculo o , la cual denotaremos como $dist(x_i, o)$ y se define como

$$dist(\mathbf{x}_i, o) = \min_{\mathbf{x} \in o} \{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|\} \quad (4.3)$$

y finalmente podemos obtener la *vecindad de obstáculos del agente i* denotada como O_i

$$O_i = \{o \in O : dist(\mathbf{x}_i, o) < r\}. \quad (4.4)$$

La manera en que se calculó el punto más cercano al obstáculo o y la implementación de $dist(\mathbf{x}_i, o)$ se detallan en el apéndice A.

4.1.2. Estructura General del Modelo

El propósito del modelo es definir la dinámica del agente de tal forma que se cumplan los requerimientos del movimiento colectivo coordinado. Vamos a explicar cómo se calcula el movimiento del i –ésimo agente por medio del modelo. Para calcular la dinámica de los demás agentes, el mismo esquema es aplicado.

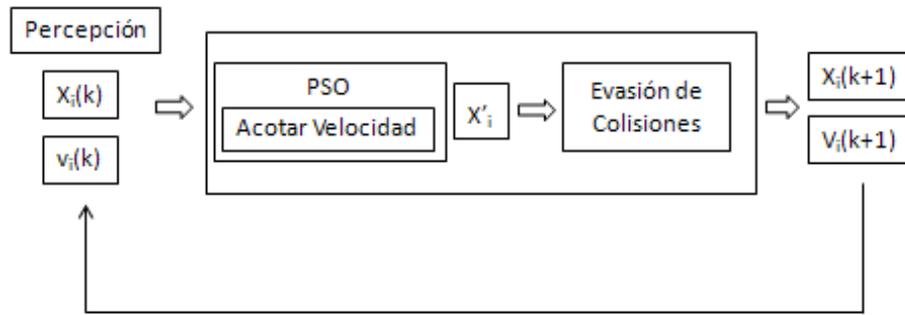


Figura 4.2: Esquema general del modelo, en donde $\mathbf{x}_i(k)$ y $\mathbf{v}_i(k)$ representan la posición y velocidad del agente i en el instante k , respectivamente, y \mathbf{x}'_i es la posición candidata después de utilizar PSO.

Empezaremos describiendo un panorama general del modelo para después especificar los detalles. La estructura general de la propuesta puede verse en la figura 4.2. La entrada del modelo es el estado del agente en el tiempo k , que consiste en su posición, velocidad y percepción, y a partir de estos se determina su estado en el tiempo posterior $k + 1$. El proceso se repite iterativamente y de esta forma se puede calcular la posición y velocidad en cualquier instante del tiempo.

En primera instancia, el modelo utiliza la información de entrada para proponer una posible posición y velocidad del agente. Esto se hace por medio de una versión del algoritmo de PSO en donde la velocidad es restringida. La posición obtenida es evaluada para verificar si el agente está colisionando con un objeto del ambiente. De ser así, se utiliza un algoritmo de evasión de colisiones. El resultado de este proceso es la obtención de la nueva posición del agente.

4.1.3. Dinámica del Agente

El movimiento del i –ésimo agente está definido por el siguiente sistema dinámico discreto cuya estructura es esencialmente la de PSO,

$$\mathbf{x}_i(k + 1) = \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{v}_i(k + 1), \quad (4.5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i(k+1) = & c_1 \mathbf{v}_i(k) \\ & + c_2 r_1 (\mathbf{x}_t(k) - \mathbf{x}_i(k)) \\ & + c_3 r_2 (\mathbf{p}_g(k) - \mathbf{x}_i(k)), \end{aligned} \quad (4.6)$$

donde $0 < c_1 < 1$ y $c_2, c_3 > 0$. Además, r_1 y r_2 son números aleatorios con distribución uniforme entre 0 y 1. El componente $\mathbf{p}_g(k)$ es la posición del mejor agente o partícula en el instante k .

De la expresión 4.6 podemos observar que los términos para calcular la velocidad están influidos por la velocidad actual, la posición del objetivo y la posición del mejor agente, principalmente. Posteriormente, se utiliza la velocidad calculada para determinar la nueva posición en la expresión 4.5. Como resultado de esto, el agente tenderá a desplazarse hacia el objetivo y al mejor agente. El grado en que se desplace hacia uno u otro depende de los valores de los parámetros y los números aleatorios.

Cada uno de los parámetros influye en el comportamiento del agente. El propósito del parámetro c_1 es controlar la inercia en el movimiento del agente. Es decir que, conforme incrementemos el valor de este parámetro, el agente tenderá a mantener cierta dirección, por lo que costará más trabajo cambiar la orientación del agente. Por otra parte, el parámetro c_2 controla la influencia del objetivo en el comportamiento del agente. Al incrementar este parámetro, el agente tenderá a desplazarse hacia el objetivo. El parámetro c_3 , controla el seguimiento al mejor vecino. Al incrementarlo damos prioridad a este comportamiento. Los números aleatorios añaden un comportamiento exploratorio al agente. Esto permite encontrar nueva información sobre el ambiente que podría ser útil.

Una diferencia importante con respecto al modelo original de PSO, es que hemos eliminado al *componente cognitivo*, o también conocido como *mejor posición personal de la partícula*. Este término es una variable en donde se almacena continuamente la mejor posición encontrada durante el movimiento de la partícula, puede verse como un término en donde se almacena la experiencia de la partícula y es por esto que se le asocia con el nombre de componente cognitivo [Engelbrecht, 2005]. Dicha variable fue sustituida por la posición del objetivo. Esta modificación no se había tomado en cuenta en los trabajos previos basados en PSO y es una contribución justificable si tomamos en cuenta las siguientes consideraciones.

El propósito del componente cognitivo es almacenar la experiencia previa recabada durante la trayectoria del agente. Pero, cuando el ambiente cambia constantemente durante el tiempo, no se está seguro si la información almacenada sigue siendo consistente para la configuración actual del ambiente. Es por esta razón que, cuando el objetivo está en movimiento, dicho componente suele depreciarse [Kim & Shin, 2006]. Por otra parte, utilizar la posición del objetivo para proveer cierta retroalimentación al comportamiento del agente, permite mejorar la alineación y cohesión en el grupo.

Esta estrategia ha sido usada principalmente en los trabajos basados en funciones potenciales mencionados en la sección 3.1.2. Además, cuando se considera percepción limitada en los agentes, es posible que dos agentes se sigan mutuamente debido al comportamiento de seguimiento al mejor vecino. La retroalimentación proporcionada al considerar la posición del objetivo permite reducir este problema. Finalmente, el cambio no afecta sustancialmente a la estructura de PSO. Esto tiene la ventaja que podemos analizar la estabilidad del modelo basándonos en los estudios de convergencia de PSO.

4.1.4. Función Objetivo

El propósito de la función objetivo es evaluar la posición de cada agente. Esto permitirá determinar al mejor vecino del agente y así conocer el valor de \mathbf{p}_g en la expresión 4.6. Cada agente tiene asociado un valor de la función objetivo que permite conocer si se encuentra en una posición buena o no. En nuestro caso, el agente mejora su posición cuando la función objetivo es minimizada. Para esto consideramos dos criterios. El primero consiste en que el agente mejora su posición conforme se acerca al objetivo. El segundo consiste en que el seguimiento del objetivo se complica si hay obstáculos en la trayectoria del agente. Los llamaremos *factor distancia* y *factor obstáculos*, denotados como z_{it} y w_{ijt} , respectivamente. Ambos factores fueron modelados de la siguiente forma:

Factor distancia

$$z_{it} = \|x_i(k) - x_t(k)\|. \quad (4.7)$$

Factor obstáculos

$$w_{ijt} = c_4 \sum_{o \in O_{ij}} \frac{1}{\|\mathbf{x}_j(k) - \mathbf{x}_o(k)\|}, \quad (4.8)$$

donde O_{ij} es el conjunto de obstáculos que se encuentran dentro del rango de interacción del agente i y con los que colisionaría el agente j si se desplazara en línea recta hacia el objetivo. Esto es, $O_{ij} = \{o \in O_i : inter_j(o) = verdadero\}$. La función $inter_j(o)$ retorna *verdadero* cuando el agente j colisiona con el obstáculo o si se desplaza en línea recta hacia el objetivo, y retorna *falso* en caso contrario. La forma en que se implementó dicha función se detalla en el apéndice A.

Cabe aclarar el manejo de los subíndices en el factor obstáculos. El primero de ellos indica la percepción del agente que se está considerando. El segundo indica el agente para el cual se está calculando el factor obstáculos. Finalmente, el tercer término indica el objetivo considerado. Por ejemplo, w_{ijt} , indica que se están considerando los obstáculos percibidos por el agente i , estamos calculando factor de obstáculos para el agente j y considerando el objetivo t . Análogamente, w_{iit} indica que estamos calculando el factor de obstáculos para el agente i , y considerando su propia percepción.

Debemos recalcar el compromiso que existe entre ambos factores. Es decir, podría pasar que al mejorar un factor el otro empeore. Por ejemplo, podría suceder que fuera necesario alejarse del objetivo para evadir un obstáculo. Es por esto que es necesario realizar un balance entre ambos factores para lo cual utilizamos una función $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ definida como

$$f(w, z) = z(w + 1). \quad (4.9)$$

donde $w, z \in \mathbb{R}$ son términos que sustituiremos por los factores obstáculos y distancia en lo sucesivo, respectivamente.

La idea esencial es que el valor final de la función f sea proporcional al factor distancia. De esta forma la función objetivo debe minimizarse gradualmente conforme el agente se acerque al objetivo. Esto se ve reflejado en la multiplicación entre ambos factores en la expresión (4.9). Cuando $w = 0$, es decir, cuando no se están considerando obstáculos por evadir, la función sólo considera el factor distancia. Es este el propósito de agregarle uno en la función.

El agente i necesita calcular la función objetivo de sus vecinos para conocer cuál de ellos es el mejor. Sin embargo, el agente i no puede calcular con exactitud la función objetivo de sus vecinos debido a su percepción limitada. Debe restringir el cálculo de las funciones objetivo de acuerdo a su percepción local. Esta es una diferencia importante de este trabajo con respecto a las otras propuestas basadas

en PSO, mencionadas en la sección 3.1.3, en donde no se modelan de manera explícita dichas restricciones. Esto representa una ventaja muy importante puesto que no es necesario conocer la información global del sistema en cada agente. Dicho esto, la función objetivo para el agente i es:

$$f_i(\mathbf{x}_i(k)) = f(w_{iit}, z_{it}). \quad (4.10)$$

Para el vecino $j \in N_i$ la función objetivo se calcula

$$f_j(\mathbf{x}_j(k)) = f(w_{ijt}, z_{jt}). \quad (4.11)$$

Note que estamos usando obstáculos en la vecindad del agente i para calcular el factor obstáculos en los vecinos. Por lo tanto, no estamos suponiendo información extra en el agente i .

4.1.5. Selección del Mejor Agente

Una vez teniendo en cuenta las consideraciones para calcular la función objetivo de los agentes, mencionadas en la sección 4.1.4, podemos determinar al mejor agente del grupo. La forma de hacerlo es igual a la de PSO. Primero calculamos la función objetivo de todos los vecinos y también la del agente. Posteriormente, elegimos al agente o vecino cuyo valor de la función objetivo sea el menor.

El mejor vecino es

$$\mathbf{p}_g^*(k) : f_j(\mathbf{x}_j(k)) = \min\{f_j(\mathbf{x}_j(k)) : j \in N_j\} \quad (4.12)$$

y, por lo tanto, para seleccionar al mejor sólo comparamos con el agente i

$$\mathbf{p}_g(k) = \begin{cases} \mathbf{x}_i(k) & \text{si } f_i(\mathbf{x}_i(k)) < f_j(\mathbf{p}_g^*(k)) \\ \mathbf{p}_g^*(k) & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (4.13)$$

4.1.6. Restricción en la Magnitud de la Velocidad

El propósito de acotar la magnitud de la velocidad es modelar ciertas restricciones en el desplazamiento del agente, prevenir colisiones y también es una estrategia para evitar comportamientos inestables. Ya que estamos considerando que la velocidad es un vector, lo que debemos determinar es la magnitud apropiada

del mismo, la cual llamaremos *rapidez*.

Debemos ajustar la rapidez de acuerdo a las circunstancias del agente. La idea es simple. Si el agente se está acercando hacia un objeto con el que podría colisionar, su rapidez debería decrecer. En caso contrario, si el agente no se dirige hacia una posible colisión, entonces la rapidez podrá alcanzar su valor máximo.

Para determinar la rapidez, primero detectamos el objeto más cercano al agente, ya que es donde hay más posibilidades de colisión. Supongamos que d es la distancia del agente a dicho objeto y que D es la distancia de separación deseada. Luego, definimos $z = \frac{d-D}{D}$. Sobre los valores que puede tomar z , existen tres casos que son de interés.

Si $z > 1$, el agente se encuentra a una distancia mayor que el doble de la separación deseada, por lo que puede desplazarse a la velocidad máxima con cierta confianza de que no habrá colisiones. Cuando $1 \leq z \leq 0$, el agente se está aproximando a la distancia deseada y por lo tanto debe decrecer la velocidad conforme $z \rightarrow 0$. Cuando $z < 0$, el agente está demasiado cercano al objeto y debe desplazarse a su velocidad mínima.

Tomando en cuenta lo anterior, podemos construir una función $h : \mathbb{R} \rightarrow (0, 1]$, que permita modificar la rapidez de acuerdo al valor de z ,

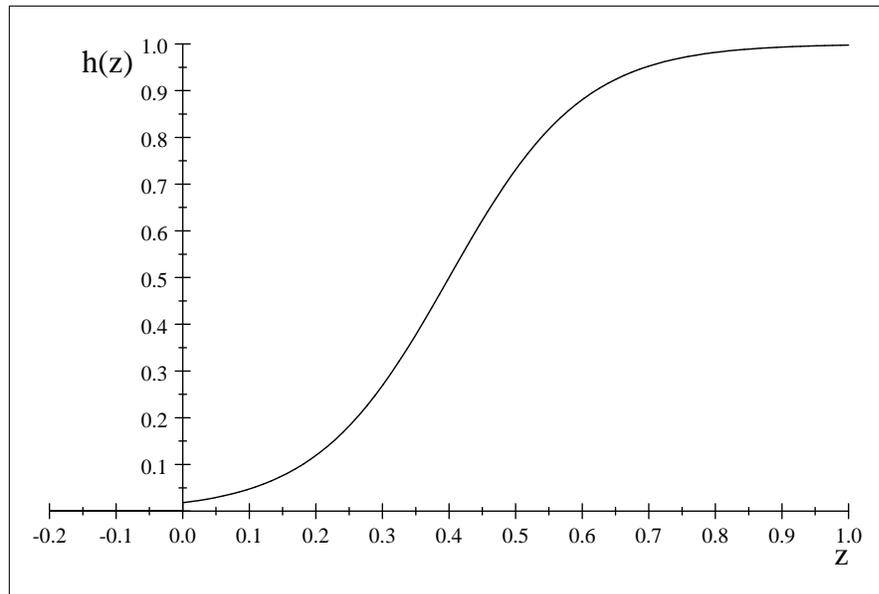
$$rapidez = rmx * h(z) \tag{4.14}$$

donde rmx es la rapidez máxima del agente.

La función h debe alcanzar su valor máximo cuando $z > 1$, su valor mínimo cuando $z < 0$ y decrecer en el intervalo $[0, 1]$ cuando $z \rightarrow 0$. Al satisfacer esto, podemos ajustar la rapidez de acuerdo a los tres casos mencionados. Para esto proponemos la siguiente función logística

$$h(z) = \begin{cases} 0,001 & si \quad z < 0 \\ 1 & si \quad z > 1 \\ \frac{1}{1+e^{-10(z-0.4)}} & si \quad 0 \leq z \leq 1 \end{cases} \tag{4.15}$$

se estableció $rmn = 0.001$ y es el valor mínimo de la rapidez. En la siguiente gráfica se puede apreciar que la función h cumple con los requerimientos mencionados.



Gráfica de la función h , donde $z = \frac{d-D}{d}$, siendo d la distancia del agente al objeto, y D la separación deseada.

Una vez calculada la rapidez del agente, reestablecemos al vector de velocidad con la magnitud apropiada

$$\mathbf{v}_i \leftarrow \frac{\text{rapidez}}{\|\mathbf{v}_i\|} \mathbf{v}_i. \quad (4.16)$$

4.1.7. Evasión de Colisiones

El objetivo original de PSO fue diseñar modelos para simular conductas sociales [Kennedy & Eberhart, 1995]. Bajo este propósito, dos individuos pueden tener conductas o creencias idénticas. No obstante, bajo nuestro propósito, dos individuos no pueden tener la misma posición ya que se encimarían. Es necesario implementar una estrategia para evitar colisiones. En los esquemas basados en PSO, primero se obtiene una posición candidata para el agente y posteriormente se modifica la posición de tal forma que no colisione con algún objeto en el ambiente. Note que dejar al final la evasión de colisiones es una manera de dar prioridad a este comportamiento. En este trabajo seguimos un esquema similar. El algoritmo de evasión de colisiones que presentamos tiene pequeñas pero significativas diferencias, con respecto al de [Kim & Shin, 2006], en donde se aplica una fuerza correctiva en el agente para evitar colisiones con el vecino más cercano. A diferencia de ellos, en el algoritmo que presentamos se aplica una fuerza

correctiva por cada vecino. Las modificaciones hechas en el algoritmo de evasión de colisiones ayudan a que los vecinos se mantengan a una distancia equivalente del agente. Esto lo hemos constatado mediante simulaciones.

El algoritmo para evitar colisiones entre agentes funciona de la siguiente manera. Para cada vecino que se encuentre demasiado cercano, una fuerza correctiva se aplica en el agente. Para saber si el vecino está demasiado cercano, cierto umbral de separación se conoce de antemano. La fuerza correctiva se calcula teniendo en cuenta la posición original del agente. No obstante, cuando la distancia del vecino a la posición original del agente se aproxima a cero, la magnitud de la fuerza calculada puede ser muy grande, por lo que solamente es aplicada cuando cierto umbral se satisface. El umbral se estableció de tal forma que la fuerza se aplica solamente cuando su magnitud es menor a la distancia de separación deseada. Considerando la notación utilizada en el algoritmo, esto quiere decir que $\frac{r_s}{r_{pj}} \mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{ij} < r_s$, de donde puede deducirse el umbral, al factorizar y despejar \mathbf{x}_{ij} .

Podríamos aplicar el mismo algoritmo para evitar colisiones con obstáculos. Para esto podríamos considerar el centro del obstáculo como un agente. Sin embargo, esto tiene algunas desventajas. El problema surge cuando el radio del obstáculo es mayor que el rango de percepción del agente. En este caso, el agente necesita percibir el centro del obstáculo, pero para esto requiere estar a una distancia tal que colisionaría con el obstáculo. Tomando en cuenta el problema, se puede aplicar un algoritmo alternativo considerando el punto más cercano al obstáculo, tal como se definió en la sección 4.1.1.

El algoritmo de evasión de colisiones con obstáculos consiste, básicamente, en suponer *agentes virtuales* en ciertas zonas del obstáculo. Posteriormente, se calcula una fuerza correctiva para evadir las colisiones entre el agente y el agente virtual. Esto se realiza de manera similar al algoritmo de evasión de colisiones con agentes. Para determinar la posición del agente virtual, se consideraron dos casos mostrados en las figuras 4.3 y 4.4, respectivamente. El primer caso es cuando el agente está colisionando con el obstáculo. En esta situación la posición de un agente virtual es el centro del obstáculo. El segundo caso ocurre cuando el agente no está colisionando, pero se encuentra a una distancia menor a la deseada del obstáculo. Cuando esto ocurre, la posición del agente virtual es el punto más cercano al obstáculo.

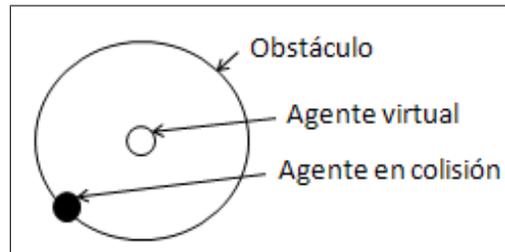


Figura 4.3: Caso 1: el agente está colisionando con el obstáculo y la posición del agente virtual es el centro del obstáculo

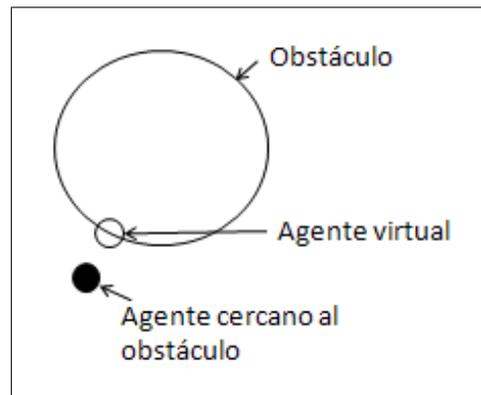


Figura 4.4: Caso 2: el agente se encuentra a una distancia menor a la deseada y el agente virtual se coloca en el punto más cercano del obstáculo.

Algoritmo 1 Evasión de Colisiones con Agentes

Entrada: Información del agente i : posición \mathbf{x}_i y tamaño δ_i ; Información de todo vecino j en N_i : posición \mathbf{x}_j y tamaño δ_j ; Separación deseada r_{sep} .

Salida: Posición actualizada del agente i , \mathbf{x}_i .

```
1:  $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}_i$  {Guardando la posición original del agente}
2: for all  $j \in N_i$  tal que  $\|\mathbf{p} - \mathbf{x}_j\| \leq r_s$  do
3:    $r_s \leftarrow r_{sep} + \delta_i + \delta_j$  {Separación deseada entre agentes}
4:    $\mathbf{x}_{ij} = \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j$ 
5:    $r_{ij} = \|\mathbf{x}_{ij}\|$ 
6:    $r_{pj} = \|\mathbf{p} - \mathbf{x}_j\|$ 
7:    $umbral = \frac{r_s r_{pj}}{r_s - r_{pj}}$ 
8:   if  $r_{ij} < umbral$  then
9:      $\mathbf{x}_i \leftarrow \mathbf{x}_i + \frac{r_s}{r_{pj}} \mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{ij}$ 
10:  end if
11: end for
```

4.2. Extensión para la Modalidad Multiobjetivo

El modelo presentado en la sección 4.1 sólo es capaz de lidiar con un objetivo. No obstante podemos extenderlo para considerar múltiples objetivos en el ambiente. La idea es seleccionar el objetivo más apropiado para el agente, y posteriormente utilizar el mismo modelo considerando este objetivo. De esta forma no tenemos que modificar el modelo. Note que los agentes que se encuentren cercanos tendrán una percepción similar del ambiente y por lo tanto es muy probable que elijan al mismo objetivo para seguir. Esto es lo que permite que los agentes que siguen al mismo objetivo puedan mantenerse en grupo mientras se desplazan.

El algoritmo de selección debe permitir discernir el objetivo más apropiado para el agente i . Para esto es necesario analizar cuáles son los factores que intervienen en el seguimiento del objetivo, lo cual ya hicimos en la sección 4.1.4, al determinar el factor distancia y el factor obstáculos del agente i , denotados como

Algoritmo 2 Evasión de Colisiones con Obstáculos

Entrada: Información del agente i : posición \mathbf{x}_i y tamaño δ_i ; Información de todo obstáculo o en O_i : radio β_o y centro \mathbf{x}_o ; separación deseada r_{sep} .

Salida: Posición actualizada del agente i , \mathbf{x}_i .

```

1:  $r_s \leftarrow \delta_i + r_{sep}$  {Separación deseada entre el agente y el obstáculo}
2:  $\mathbf{p} \leftarrow \mathbf{x}_i$  {Guardando posición original del agente}
3: for all  $o \in O_i$  do
4:    $r_{so} \leftarrow r_s + \beta_o$  {Separación deseada entre el agente y el centro del obstáculo}
5:    $\mathbf{x}_{io} \leftarrow \mathbf{x}_i - \mathbf{x}_o$ 
6:    $r_{io} \leftarrow \|\mathbf{x}_{io}\|$ 
7:   if  $r_{io} \leq \beta_o$  then {El agente está colisionando con el obstáculo}
8:      $\mathbf{x}_i \leftarrow \mathbf{x}_i + \frac{r_{so}}{r_{io}} \mathbf{x}_{io} - \mathbf{x}_{io}$ 
9:   else
10:     $\mathbf{q} \leftarrow \mathbf{x} : \min_{\mathbf{x} \in o} \{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|\}$  {El punto más cercano del obstáculo}
11:     $\mathbf{x}_{pq} = \mathbf{p} - \mathbf{q}$ 
12:     $r_{pq} = \|\mathbf{x}_{pq}\|$ 
13:    if  $r_{pq} < r_s$  then {El agente no está colisionando pero está demasiado cerca}
14:       $\mathbf{x}_{iq} = \mathbf{x}_i - \mathbf{q}$ 
15:       $r_{iq} = \|\mathbf{x}_{iq}\|$ 
16:       $umbral = \frac{r_s r_{pq}}{r_s - r_{pq}}$ 
17:      if  $r_{iq} < umbral$  then
18:         $\mathbf{x}_i \leftarrow \mathbf{x}_i + \frac{r_s}{r_{pq}} \mathbf{x}_{iq} - \mathbf{x}_{iq}$ 
19:      end if
20:    end if
21:  end if
22: end for

```

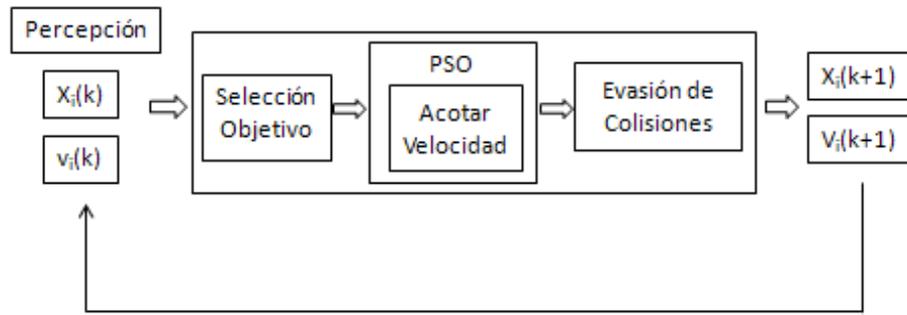


Figura 4.5: Estructura General del Modelo Extendido, en donde $\mathbf{x}_i(k)$ y $\mathbf{v}_i(k)$ representan la posición y velocidad del agente i en el instante k , respectivamente.

z_{it} y w_{iit} . En la misma sección, mencionamos también que es necesario un balance entre ambos factores y lo definimos en la función f para este propósito. De esta forma, el objetivo más apropiado para el agente i es aquel que minimice dicha función. Esto es, un objetivo $t \in T$ tal que $w^* = w_{iit}$ y $z^* = z_{it}$ satisfagan

$$f(w^*, z^*) = \min_{t \in T} \{f(w_{iit}, z_{it})\}. \quad (4.17)$$

Tomando en cuenta el algoritmo de selección de objetivo, la estructura general del modelo se ilustra en la figura 4.5

4.3. Suposiciones del Modelo

Considerar todos los detalles de un problema puede llevar a perderse en la complejidad del mismo. Al diseñar un modelo estamos construyendo una representación abstracta que sólo abarque los detalles relevantes del problema en función de nuestros propósitos. Sin embargo, al hacerlo estamos suponiendo que ciertos aspectos no deberían afectar en la calidad de la solución. Esto no es siempre cierto. Es por ello que tener en consideración las suposiciones hechas durante el modelo, es parte esencial en el diseño del mismo. Este nivel de especificación permite, además, estudiar a detalle el modelo, la replicación de resultados y dejar a un lado ambigüedades. A continuación enlistamos las suposiciones del modelo. Estamos suponiendo que:

1. El agente es una partícula. En caso de que el agente tenga mayor volumen podemos aumentar la distancia de separación entre agentes.

2. Los obstáculos en el ambiente se pueden representar como esferas en un ambiente 3D y un círculo en 2D.
3. El agente puede percibir a los vecinos que se encuentran a una distancia menor al rango de interacción.
4. El agente puede percibir a un obstáculo cuando alguna parte del mismo se encuentre dentro del rango de interacción.
5. El agente conoce la posición de los objetivos en todo momento.
6. La velocidad del agente está restringida por una cota máxima.
7. La información que utiliza cada agente no tiene errores.

4.4. Resumen

En este capítulo expusimos el modelo de movimiento colectivo coordinado multiobjetivo. Explicamos que nuestra propuesta se basa en una modificación del algoritmo de optimización por enjambre de partículas, la cual permite obtener una posición candidata del agente y, posteriormente, se utiliza un algoritmo de evasión de colisiones en caso de ser necesario. Mencionamos que el comportamiento del agente está influenciado, principalmente, por la posición del mejor vecino y la posición del objetivo. Ambas obtenidas haciendo uso de la función objetivo que definimos.

Capítulo 5

Evaluación del Modelo

5.1. Análisis de Estabilidad

El propósito de esta sección es demostrar que la trayectoria del agente, obtenida a través de las expresiones 5.1 y 5.2, tiene un comportamiento estable. De manera intuitiva, al analizar la estabilidad estamos evaluando la trayectoria del agente para asegurarnos esencialmente de dos propiedades: *i*) que la trayectoria se mantenga acotada en cierta región y *ii*) que la trayectoria converja a un punto tarde o temprano. Dicho punto es llamado *punto de equilibrio* y diremos que éste es *asintóticamente estable* si la trayectoria del agente satisface las dos propiedades mencionadas en la sección 2.4.

$$\mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{v}_i(k+1), \quad (5.1)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i(k+1) = & c_1 \mathbf{v}_i(k) \\ & + c_2 r_1 (\mathbf{x}_t(k) - \mathbf{x}_i(k)) \\ & + c_3 r_2 (\mathbf{p}_g(k) - \mathbf{x}_i(k)). \end{aligned} \quad (5.2)$$

Durante el análisis vamos a utilizar las suposiciones comúnmente consideradas en los análisis de convergencia de PSO [Engelbrecht, 2005]. Esto es, vamos a suponer que \mathbf{x}_t y \mathbf{p}_g son constantes. Además, trabajaremos con el modelo simplificado de PSO [Clerc & Kennedy, 2002] en donde se hacen las siguientes sustituciones

$$\phi = c_2 r_1 + c_3 r_2, \quad (5.3)$$

$$z_i = \frac{c_2 r_1 \mathbf{x}_t + c_3 r_2 \mathbf{p}_g}{\phi}, \quad (5.4)$$

la velocidad se puede expresar como

$$\mathbf{v}_i(k+1) = c_1 \mathbf{v}_i(k) + \phi(\mathbf{z}_i - \mathbf{x}_i(k)). \quad (5.5)$$

Además, tomando en cuenta $\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{z}_i - \mathbf{x}_i(k)$ y usando 5.1 y 5.5 se puede obtener

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_i(k+1) &= c_1 \mathbf{v}_i(k) + \phi \mathbf{w}_i(k), \\ \mathbf{w}_i(k+1) &= -c_1 \mathbf{v}_i(k) + (1 - \phi) \mathbf{w}_i(k). \end{aligned} \quad (5.6)$$

Visto desde una representación matricial tenemos que

$$\begin{pmatrix} \mathbf{v}_i(k+1) \\ \mathbf{w}_i(k+1) \end{pmatrix} = M_i(k) \begin{pmatrix} \mathbf{v}_i(k) \\ \mathbf{w}_i(k) \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

$$\text{donde } M_i(k) = \begin{pmatrix} c_1 & \phi \\ -c_1 & (1 - \phi) \end{pmatrix}.$$

El análisis se llevará a cabo evaluando los eigenvalores de la matriz $M_i(k)$. Para esto es necesario definir el *radio espectral*. Denotaremos como $\lambda(A)$ al conjunto de eigenvalores de la matriz $A \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$. El *radio espectral* de la matriz A se define

$$\rho(A) = \text{máx}\{|\lambda| : \lambda \in \lambda(A)\}. \quad (5.8)$$

Como explicamos en la sección 2.4, sabemos que la trayectoria del agente es asintóticamente estable si y sólo si $\rho(M_i(k)) < 1$ en el sistema descrito en 5.7. Las condiciones necesarias y suficientes para que esto se cumpla están dadas en el siguiente lema, [Rodríguez et al., 2004]:

Lema 5 *Sea A una matriz cuadrada de segundo orden*

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$

entonces $\rho(A) < 1$ si y sólo si :

1. $-(\text{tr}(A) + \det(A)) < 1$

$$2. \det(A) < 1$$

$$3. \operatorname{tr}(A) - \det(A) < 1$$

Donde $\operatorname{tr}(A) = a + b$ es la traza de A y $\det(A) = ad - bc$ es el determinante de A .

Considerando lo anterior tenemos que

$$\begin{aligned} \operatorname{tr}(M_i(k)) &= c_1 + \phi \\ \det(M_i(k)) &= c_1 \end{aligned}$$

Aplicando el lema 5 obtenemos tres desigualdades a satisfacer

$$1. \phi > -(1 + 2c_1)$$

$$2. c_1 < 1$$

$$3. \phi < 1$$

Sabemos que $0 < c_1 < 1$, por lo que la desigualdad 2 se cumple directamente. Además, conocemos que el valor de ϕ está en el intervalo $(0, c_2 + c_3]$ y que $c_2, c_3 > 0$, por lo que ϕ siempre es positivo. Considerando lo anterior, la desigualdad 1 también se satisface. Por lo tanto, la condición a satisfacer para que el comportamiento sea estable es la desigualdad 3. Podemos concluir entonces que el punto de equilibrio 0 es asintóticamente estable en el sistema descrito en 5.1 y 5.2 si los parámetros c_2 y c_3 satisfacen

$$c_2 + c_3 < 1 \tag{5.9}$$

Las condiciones de estabilidad obtenidas en esta sección fueron uno de los criterios principales para establecer los parámetros en la fase de evaluación y en todos los experimentos se satisfacen.

5.2. Medidas de Validación

En esta sección describimos las medidas que fueron utilizadas para validar el funcionamiento del sistema multiagente. Las propiedades evaluadas tienen correspondencia con cada una de las reglas de Reynolds. Se midió el grado con

el que los agentes se desplazan hacia la misma dirección, lo cual corresponde a la regla de alineación. También se midió qué tan compacto es el grupo, lo cual corresponde a las reglas de separación y cohesión. Las medidas que nos permitirán cuantificar dichas reglas son llamadas *polarización* y *extensión*, respectivamente, y han sido utilizadas por etólogos para el estudio de cardúmenes [Huth & Wissel, 1992], [Zheng et al., 2005]. Para cuantificar el grado de colisiones en el conjunto de agentes, utilizaremos una medida llamada factor de colisiones que nos permitirá contar la cantidad de colisiones durante la simulación. También utilizaremos medidas que nos permiten penalizar la extensión y la polarización en proporción a la cantidad de colisiones, llamadas *consistencia en la extensión* y *consistencia en la polarización*. Al promedio de ambas lo llamaremos la medida de *calidad*. Las últimas tres medidas fueron propuestas por [Zapotecatl, 2009] para la evaluación de la simulación de un cardumen en 3D. A continuación especificamos cada una de las medidas.

5.2.1. Extensión

La extensión mide el grado de cohesión en el sistema, es decir, qué tan separados se encuentran los agentes. Cuando la extensión tiene el valor de 0 quiere decir que todos los agentes se encuentran en la misma posición. Conforme el valor de la extensión crece, los agentes se encuentran más dispersos en el ambiente.

Para determinar la extensión, primero calculamos el centro del conjunto de agentes, el cual es un promedio de las posiciones

$$cen(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i(k), \quad (5.10)$$

donde k es el tiempo de simulación, n es la cantidad de agentes y $\mathbf{x}_i(k)$ es la posición del agente i .

Posteriormente, calculamos las distancias entre la posición de cada agente y el centro, y las promediamos

$$ext(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|cen(k) - \mathbf{x}_i(k)\|. \quad (5.11)$$

Finalmente, se realiza lo mismo en cada iteración y obtenemos la extensión al

promediar cada uno de los resultados parciales

$$ext = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l ext(k), \quad (5.12)$$

donde l es la cantidad de iteraciones durante la simulación.

5.2.2. Polarización

La polarización está relacionada con la regla de alineación de Reynolds y mide que los agentes se desplacen hacia la misma dirección. Cuando la dirección de los vectores de velocidad es igual en todos los agentes, la polarización es perfecta y toma el valor de 0 grados. Cuando los agentes se desplazan en direcciones contrarias el valor de la polarización es 90 grados.

Para calcular la polarización normalmente se cuenta con un vector con la dirección del agente, el cual denotaremos como $\mathbf{g}_i(k)$. Este vector puede ser la velocidad del agente $\mathbf{v}_i(k)$, siempre y cuando su magnitud sea mayor que cero. Posteriormente, calculamos la orientación promedio del sistema

$$\mathbf{m}_p(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i(k). \quad (5.13)$$

Luego calculamos el ángulo entre $\mathbf{m}_p(k)$ y $\mathbf{g}_i(k)$ para conocer la diferencia entre la orientación promedio y la orientación del agente

$$ang(\mathbf{m}_p(k), \mathbf{g}_i(k)) = \arccos \left[\frac{\mathbf{m}_p(k) \cdot \mathbf{g}_i(k)}{\|\mathbf{m}_p(k)\| \|\mathbf{g}_i(k)\|} \right], \quad (5.14)$$

donde \cdot denota el producto punto entre vectores [Marsden & A.J., 1991].

Después obtenemos el promedio de las diferencias de orientación

$$pol(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ang(\mathbf{m}_p(k), \mathbf{g}_i(k)). \quad (5.15)$$

Finalmente obtenemos la polarización al repetir el proceso en cada iteración y promediar

$$pol = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l pol(k). \quad (5.16)$$

5.2.3. Colisiones

Para evaluar la evasión de colisiones, simplemente contamos la cantidad de colisiones durante el transcurso de la simulación de la siguiente forma:

$$\text{col}_i(k) = \begin{cases} 1 & \text{si } \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| \leq r_{ij}, j \in N_i \\ 1 & \text{si } \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_o\| \leq r_{io}, o \in O \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} . \quad (5.17)$$

La función $\text{col}_i(k)$ toma el valor de 1 cuando el agente i colisiona con algún vecino u obstáculo. Toma el valor de 0 en caso contrario. Además, $r_{ij} = \delta_i + \delta_j$, siendo δ_i y δ_j el radio del agente i y j , respectivamente. De manera similar, $r_{io} = \delta_i + \beta_o$, siendo β_o el radio del obstáculo o . Posteriormente se procede a contar la cantidad de agentes que están colisionando en el tiempo k

$$\text{col}(k) = \sum_{i=1}^n \text{col}_i(k), \quad (5.18)$$

y, finalmente, contamos las colisiones durante toda la simulación

$$\text{col} = \sum_{k=1}^l \text{col}(k). \quad (5.19)$$

5.2.4. Consistencia en la Extensión

El espacio abarcado por el conjunto de agentes es una propiedad que es cuantificada por la medida de extensión. Esta propiedad debe depender del tamaño de los agentes y la separación entre los mismos. Esto quiere decir que no podemos esperar que la formación del grupo sea demasiado compacta ya que los agentes podrían colisionar. Estos detalles no son cuantificados en la medida de extensión. La medida de consistencia en la extensión mide el grado de cohesión del sistema penalizando las colisiones entre agentes y de esta forma tomar en cuenta dichos detalles. Esta medida se calcula de la siguiente manera

$$\text{cns}_{ext}(k) = 1 - \frac{1}{\text{máx}_{ext}(m + s)} \left(\sum_{i=1}^m \|\text{cen}(k) - x_i(k)\| + sp_e \right), \quad (5.20)$$

donde m es el número de agentes que no han colisionado, s el número de agentes que están colisionando y p_e es una constante que penaliza las colisiones. La constante máx_{ext} es la extensión máxima y normalmente toma el valor de la media de los dos puntos más distantes en el ambiente de simulación. La consistencia en la extensión toma su valor óptimo en 1 y el peor valor en 0. La constante de penalización se asignó $p_e = \text{máx}_{ext}$.

La forma de penalización en la expresión 5.20 funciona de la siguiente forma. Cuando el agente no ha colisionado, lo que se toma en cuenta es la distancia del agente al centro del grupo, como se puede apreciar en el término de la sumatoria. Es decir, que esta medida se comporta como la medida de extensión cuando el agente no ha colisionado. Sin embargo, cuando el agente se encuentra en estado de colisión, lo que se toma en cuenta es la distancia de penalización que, al ser establecida como la extensión máxima, decrementa el valor de la medida y, en consecuencia, se obtiene una medida menor mientras existan más colisiones. Finalmente, el denominador en la expresión, sirve para normalizar la medida.

Es importante notar también que cuando $m = 0$, es decir todos los agentes han colisionado, se obtiene la peor consistencia igual a cero. Cuando $m = 0$ y $s = 0$, la división está indeterminada pero la consistencia debe tomar el valor de cero pues todos los agentes han colisionado.

La consistencia en la extensión total se obtiene al promediar las consistencias obtenidas en cada iteración

$$cns_{ext} = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l cns_{ext}(k). \quad (5.21)$$

5.2.5. Consistencia en la Polarización

La idea es básicamente la misma con respecto a la consistencia en la extensión. La consistencia en la polarización cuantifica el grado en que los agentes se desplazan en la misma dirección, considerando las colisiones entre los agentes. Los valores de la consistencia en la polarización se encuentran en el intervalo $[0, 1]$, donde 1 representa el valor óptimo y 0 el valor peor. A continuación mostramos la forma de calcular esta medida

$$cns_{pol}(k) = 1 - \frac{1}{180(m+s)} \left(\sum_{i=1}^m \text{ang}(\mathbf{m}_p(k), \mathbf{g}_i(k)) + sp_o \right), \quad (5.22)$$

donde las variables m y s tienen el mismo significado que en la consistencia en la extensión. La constante 180 permite normalizar el segundo término de la expresión y p_o es el ángulo de penalización, el cual fue establecido en 180 grados.

Finalmente promediamos para obtener la consistencia en la polarización total

$$cns_{pol} = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l cns_{pol}(k). \quad (5.23)$$

5.2.6. Calidad

Esta medida permite considerar simultáneamente ambos criterios, la consistencia en la extensión y la consistencia en la polarización, en una sola expresión.

$$cal(k) = \frac{cns_{ext}(k) + cns_{pol}(k)}{2}. \quad (5.24)$$

Al igual que las otras medidas, promediamos para obtener la calidad final

$$cal = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l cal(k). \quad (5.25)$$

5.3. Extensión de las Medidas para Ambientes Multiobjetivo

El propósito de las medidas presentadas es evaluar el funcionamiento de un sistema en donde se efectúa movimiento colectivo coordinado. Estas medidas pueden aplicarse para evaluar el modelo en el caso de un objetivo. Cuando existe más de un objetivo algunas propiedades del sistema no pueden evaluarse de igual forma. Como ejemplo, podemos ver que es impreciso medir la extensión directamente en todo el sistema, ya que se desea que sólo los agentes que siguen al mismo objetivo mantengan la unión grupal. En esta sección describimos las modificaciones hechas a las medidas para poderlas aplicar en un ambiente multiobjetivo.

Sea $V = \{1, \dots, n\}$ el conjunto de agentes y sea T el conjunto de objetivos. Cada agente $i \in V$ sigue a uno de los β objetivos. Vamos a denotar como V_t al conjunto de agentes que siguen al objetivo $t \in T$. Supongamos que h es el valor de una medición para evaluar el movimiento colectivo coordinado cuando $\beta = 1$,

al utilizar una de las medidas de la sección 5.2. Vamos a proceder a considerar el caso $\beta \geq 1$.

La idea esencial es tomar en cuenta que el sistema está conformado por varios subsistemas, cada uno de ellos, a su vez, compuestos por los agentes que siguen al objetivo $t \in T$. Así, existen β subsistemas, a cada uno le corresponde un objetivo $t \in T$ y está compuesto por el conjunto de agentes V_t . Cada subsistema puede ser evaluado de manera independiente y después cuantificar el funcionamiento del sistema completo al combinar los resultados de cada subsistema.

Supongamos que h_t es una medición obtenida al validar el funcionamiento del subsistema que le corresponde el objetivo t . Para combinar los resultados de cada subsistema se utilizó un promedio ponderado

$$h = \frac{w_1 h_1 + \dots + w_\beta h_\beta}{w_1 + \dots + w_\beta} \quad (5.26)$$

donde w_1, \dots, w_β , son los pesos que ponderan cada subsistema. Para asignar el valor a cada peso pensamos que sería conveniente asignar mayor prioridad a aquellos subsistemas que estén conformados por una mayor cantidad de agentes. Intuitivamente, lograr un nivel de coordinación adecuado en el subsistema más grande debería ser más loable, ya que éste representa una mayor parte del sistema completo. Es por ello que el peso asignado debe ser proporcional a la cantidad de agentes del sistema

$$w_t = \frac{|v_t|}{|V|} \quad (5.27)$$

que al substituir en 5.26 tenemos

$$h = \frac{|v_1| h_1 + \dots + |v_\beta| h_\beta}{n}, \quad (5.28)$$

obteniendo así la evaluación global del sistema para $\beta \geq 1$ objetivos.

Esta extensión para evaluar el sistema fue aplicada a todas las medidas de la sección 5.2 con excepción de la medida para evaluar las colisiones.

5.4. Simulación y Experimentos

Para validar el funcionamiento del modelo, se establecieron escenarios que fueron construidos basándonos en las variaciones esenciales del ambiente. Dichas

variaciones consistieron en la cantidad de agentes, obstáculos, objetivos y parámetros considerados. En cada escenario se evalúa el comportamiento del sistema para un ambiente específico variando la cantidad de agentes. Iniciamos con escenarios sencillos; sin obstáculos y con un objetivo, para después incrementar la complejidad del escenario. El objetivo de cada experimento era evaluar el comportamiento del sistema basándonos en las medidas presentadas en las secciones 5.2 y 5.3. Las columnas de cada una de las tablas de resultados corresponden a dichas medidas.

Los parámetros por omisión utilizados en el modelo se muestran en la tabla 5.1 y fueron utilizados en la mayoría de los experimentos con algunas excepciones que mencionaremos en su momento. Las posiciones iniciales de los agentes se establecieron de manera aleatoria y de tal forma que no existieran colisiones con obstáculos. La velocidad inicial de cada agente se estableció igual a 0. Los resultados de cada experimento fueron calculados después de 2000 iteraciones de simulación. El ambiente utilizado en la experimentación es de dos dimensiones ($m = 2$) en donde cada una de las coordenadas del ambiente corresponden a un píxel en la simulación.

Las directivas utilizadas para establecer valores a los parámetros son las siguientes. La selección debe cumplir los requerimientos para que el sistema sea estable, como se vio en la sección 5.1. Además, establecimos la misma prioridad a los comportamientos elementales: seguimiento de objetivo y seguimiento del mejor vecino. Por eso establecimos c_2 y c_3 con el mismo valor. Dimos menor prioridad al valor de c_1 ya que son los comportamientos elementales los que deberían causar la conducta deseada en los agentes. El rango de interacción se estableció de tal forma que el agente pudiera percibir 4 píxels más allá de la separación deseada. Los demás parámetros se establecieron de forma arbitraria.

5.4.1. Escenario 1: Un objetivo y sin obstáculos

El propósito del primer escenario es validar el funcionamiento del modelo cuando existe un objetivo en el ambiente. Esto es equivalente a la evaluación de un modelo de movimiento colectivo coordinado. El escenario es el siguiente. En un ambiente libre de obstáculos, un objetivo que se dirige en línea recta a los puntos (100, 100), (900, 100), (900, 900), (100, 900), en ese orden e iterativamente, describe una trayectoria que rodea el interior del ambiente de simulación. La rapidez del objetivo se estableció igual a $rmx + 5$. Los agentes realizan movimiento

| Nombre | Variable | Valor Omisión |
|---------------------------------|-------------|---------------|
| Inercia | c_1 | 0.01 |
| Seguimiento objetivo | c_2 | 0.2 |
| Seguimiento mejor vecino | c_3 | 0.2 |
| Parámetro obstáculo | c_4 | 1 |
| Separación | r_s | 15 |
| Rango de interacción | r | 25 |
| Radio del agente i | δ_i | 3 |
| Radio del obstáculo o | β_o | 20 |
| Rapidez máxima | rmx | 4 |
| Rapidez mínima | rmn | 0.001 |
| Máxima extensión | $máx_{ext}$ | 610 |
| Penalización en la extensión | p_e | $máx_{ext}$ |
| Penalización en la polarización | p_o | 180 |

Cuadro 5.1: Parámetros por Omisión del Modelo

| Agentes | ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|---------|--------|-------|-----|-------------|-------------|------|
| 100 | 87.35 | 11.19 | 0 | 0.86 | 0.94 | 0.90 |
| 200 | 117.37 | 14.12 | 0 | 0.81 | 0.92 | 0.86 |
| 300 | 141.18 | 16.49 | 4 | 0.77 | 0.91 | 0.84 |
| 400 | 160.85 | 18.50 | 10 | 0.74 | 0.90 | 0.82 |
| 500 | 178.46 | 20.32 | 22 | 0.71 | 0.89 | 0.80 |

Cuadro 5.2: Resultados de la evaluación del escenario 1

colectivo coordinado cuando siguen al objetivo. Un cuadro de la simulación puede apreciarse en la figura 5.1. En ella podemos notar que los agentes forman un grupo compacto en donde la distancia del agente a sus vecinos es muy uniforme.

Los resultados de la evaluación se muestran en la tabla 5.2. Podemos notar que la extensión, polarización y colisiones incrementan conforme el número de agentes crece. En consecuencia, la calidad decrece. No obstante, aun en un caso extremo, en donde es difícil mantener la coordinación debido a las restricciones del ambiente, como en el caso de 500 agentes, se puede mantener una calidad aceptable de 0.80.

5.4.2. Escenario 2: Un objetivo y con obstáculos

En este escenario evaluamos el funcionamiento del modelo en el caso de un objetivo en un ambiente con obstáculos. La trayectoria y rapidez del objetivo es

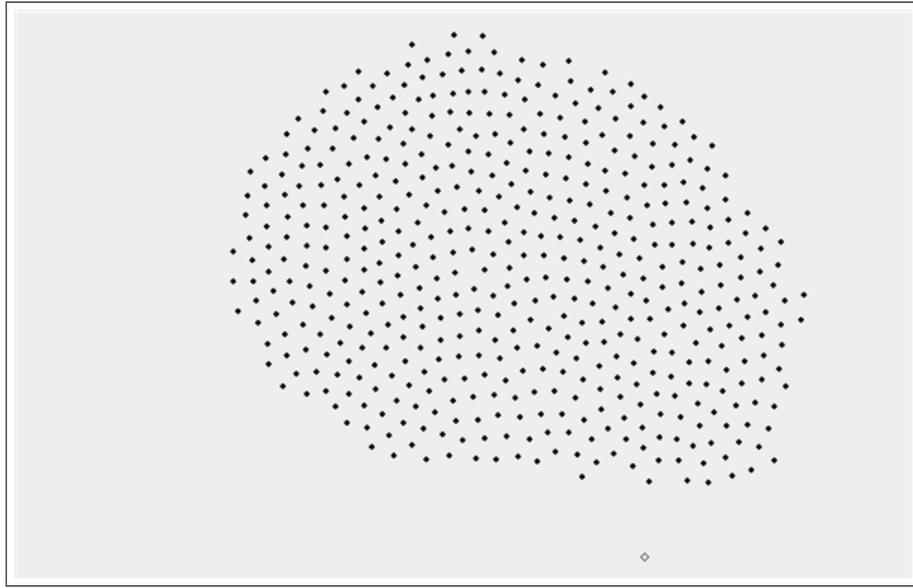


Figura 5.1: Fragmento de la simulación con un objetivo (cuadro negro en la parte inferior de la figura) seguido por 500 agentes.

igual que en el escenario de la sección 5.4.1 . Los obstáculos tienen sus centros en las coordenadas: $(100, 350)$, $(500, 100)$, $(500, 600)$ y $(900, 350)$. Además, el radio de cada obstáculo es $\beta_o = 30$. Los parámetros se establecieron con los valores por omisión, con excepción de $c_1 = 0.1$. Este cambio nos permitirá anticipar una idea para establecer los parámetros de tal manera que exista una menor cantidad de colisiones. Esto lo discutiremos en la sección 5.4.3.

Los resultados de la evaluación del escenario se muestran en la tabla 5.3. En comparación con los resultados del escenario sin obstáculos de la tabla 5.2, podemos ver un incremento en la extensión. Esto es de esperarse ya que los agentes tienen que separarse para evadir obstáculos. En cuanto a la polarización, la diferencia entre ambas está sólo en algunas décimas, lo cual es positivo ya que se pudo mantener una polarización aceptable a pesar de los obstáculos. Esto se debe en parte a que al establecer $c_1 = 0.1$ estamos dando mayor prioridad a que el agente mantenga su dirección. Las colisiones aumentaron conforme la cantidad de agentes crece, como era de esperarse. La calidad se mantuvo aceptable en el peor caso de 500 agentes, con un valor de 0.79. Un cuadro de la simulación puede apreciarse en la figura 5.2.

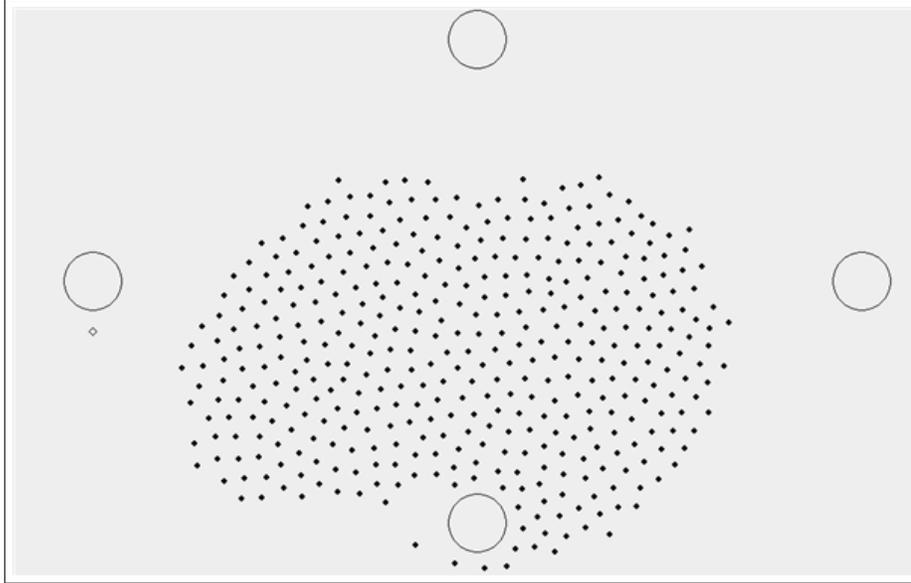


Figura 5.2: Fragmento de simulación con un objetivo (cuadro de la izquierda), 500 agentes (puntos negros) y 4 obstáculos (círculos grandes).

| Agentes | ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|----------------|------------|------------|------------|-------------------------------|-------------------------------|------------|
| 100 | 89.87 | 11.24 | 1 | 0.85 | 0.93 | 0.89 |
| 200 | 120.55 | 14.10 | 0 | 0.80 | 0.92 | 0.86 |
| 300 | 144.12 | 16.51 | 4 | 0.76 | 0.90 | 0.83 |
| 400 | 164.74 | 18.48 | 14 | 0.72 | 0.89 | 0.81 |
| 500 | 181.50 | 20.27 | 57 | 0.70 | 0.88 | 0.79 |

Cuadro 5.3: Resultados de la evaluación del escenario 2

| Agentes | ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|---------|--------|-------|-----|-------------|-------------|------|
| 100 | 89.88 | 13.38 | 0 | 0.85 | 0.92 | 0.88 |
| 200 | 119.39 | 15.71 | 0 | 0.80 | 0.91 | 0.85 |
| 300 | 143.62 | 17.82 | 0 | 0.76 | 0.90 | 0.83 |
| 400 | 164.33 | 19.80 | 14 | 0.73 | 0.88 | 0.81 |
| 500 | 181.22 | 21.33 | 46 | 0.70 | 0.88 | 0.79 |

Cuadro 5.4: Resultados de la evaluación del escenario 2.1

5.4.3. Escenario 2.1: Un Objetivo y con Obstáculos

Este escenario es similar al de la sección 5.4.2. Sólo hemos cambiado algunos parámetros del modelo con el objetivo de mostrar algunas directivas para reducir colisiones. La idea básica es que al aumentar el parámetro c_4 el mejor vecino tenderá a ser aquel que se encuentre alejado de los obstáculos y los agentes cercanos a los obstáculos tenderán a tener menor prioridad para ser elegidos como mejor agente. En consecuencia, si damos prioridad al seguimiento del mejor vecino, el agente debería tender a desplazarse hacia zonas en donde no haya obstáculos. Siguiendo este razonamiento lo que debemos hacer es dar prioridad a los parámetros c_4 y c_3 , ya que son los parámetros de los obstáculos y el seguimiento del mejor vecino, respectivamente.

Considerando lo anterior, los parámetros utilizados en este escenario se establecieron con los valores por omisión, con excepción de $c_2 = 0.1$, $c_3 = 0.5$ y $c_4 = 3$. Los resultados de la evaluación del escenario pueden verse en la tabla 5.4. Aunque no hubo una reducción significativa, se pudieron evitar algunas colisiones en los casos de 100, 300 y 500 agentes. Por otra parte, comparando contra los resultados de los parámetros por omisión, mostrados en la tabla 5.3, se puede apreciar un aumento en el valor de las medidas de polarización, lo cual es de esperarse ya que no todos los agentes siguen al mismo vecino y esto hace que sus direcciones varíen.

5.4.4. Escenario 3: Dos Objetivos y sin Obstáculos

El propósito de este experimento es evaluar el funcionamiento del sistema en un ambiente multiobjetivo. Vamos a considerar dos objetivos en el ambiente. El primero se desplazará de la misma forma que el objetivo de los escenarios anteriores. El segundo objetivo se desplazará en línea recta hacia los puntos (200, 200),

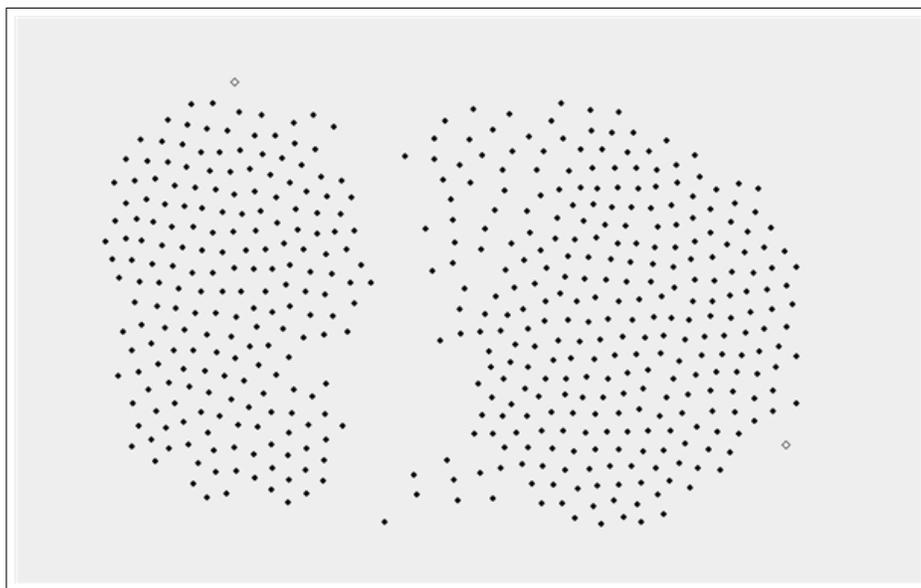


Figura 5.3: Fragmento de simulación con dos objetivos (cuadros blancos) y 500 agentes (puntos negros)

(800, 200), (800, 500), (300, 500) en ese orden e iterativamente. La rapidez de ambos objetivos se estableció igual a $rmx + 5$. En este escenario evaluamos el comportamiento del sistema cuando no hay obstáculos en el ambiente. En la sección 5.4.5 se presentan los resultados con obstáculos. Los parámetros se establecieron con los valores por omisión.

Los resultados del escenario 3 en la tabla 5.5, muestran que hubo un incremento con respecto a los escenarios anteriores en cuanto a la extensión y polarización. Esto se debe en parte a que el agente puede cambiar de objetivo varias veces durante la simulación, por lo que los grupos que siguen a los objetivos varían en el tiempo. Por otra parte, también hubo un incremento en el número de colisiones como era de esperarse. La calidad del sistema se mantuvo por arriba 0.77. Un cuadro de la simulación puede apreciarse en la figura 5.3

5.4.5. Escenario 4: Dos objetivos y con obstáculos

Procederemos a evaluar el sistema en un ambiente multiobjetivo y con obstáculos. El ambiente constará de dos objetivos, ambos con la trayectoria y rapidez como se definieron en el escenario de la sección 5.3. Los centros de los obstáculos están en las siguientes coordenadas: (100, 350), (500, 100), (500, 600) y (900, 350).

| Agentes | ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|---------|--------|-------|-----|-------------|-------------|------|
| 100 | 92.80 | 20.76 | 0 | 0.84 | 0.88 | 0.86 |
| 200 | 116.60 | 25.34 | 0 | 0.80 | 0.85 | 0.83 |
| 300 | 132.27 | 28.35 | 4 | 0.78 | 0.84 | 0.81 |
| 400 | 144.48 | 31.04 | 32 | 0.76 | 0.82 | 0.79 |
| 500 | 156.62 | 33.83 | 80 | 0.74 | 0.80 | 0.77 |

Cuadro 5.5: Resultados de la evaluación del escenario 3

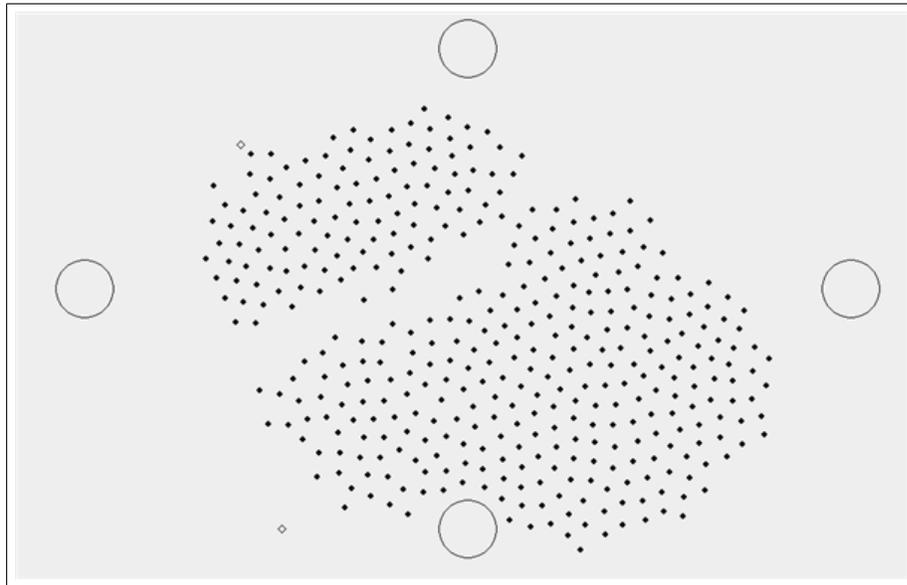


Figura 5.4: Fragmento de simulación de dos objetivos (cuadros blancos) y 500 agentes en un ambiente con obstáculos (círculos grandes)

El radio de los obstáculos se estableció en $\beta_o = 30$. Se utilizaron los parámetros por omisión.

Los resultados obtenidos después de la evaluación del escenario se muestran en la tabla 5.6. En comparación con el escenario en donde no hay obstáculos de la sección 5.4.4, los resultados son muy similares, habiendo un ligero aumento en la extensión y polarización. La mayor diferencia fue en la cantidad de colisiones, en donde hubo un incremento más notable. A pesar de esto, la calidad se mantuvo por arriba de 0.77. El detalle de la simulación para este escenario se especifica en el apéndice C.

| Agentes | ext | pol | col | cns _{ext} | cns _{pol} | cal |
|---------|--------|-------|-----|--------------------|--------------------|------|
| 100 | 93.73 | 20.90 | 0 | 0.84 | 0.88 | 0.86 |
| 200 | 117.60 | 25.52 | 0 | 0.80 | 0.85 | 0.83 |
| 300 | 132.41 | 28.49 | 5 | 0.78 | 0.84 | 0.81 |
| 400 | 145.72 | 31.25 | 58 | 0.76 | 0.82 | 0.79 |
| 500 | 157.37 | 33.85 | 94 | 0.74 | 0.81 | 0.77 |

Cuadro 5.6: Resultados de la evaluación del escenario 4

| Agentes | ext | pol | col | cns _{ext} | cns _{pol} | cal |
|---------|--------|-------|-----|--------------------|--------------------|------|
| 100 | 96.54 | 23.33 | 0 | 0.84 | 0.86 | 0.85 |
| 200 | 118.21 | 27.19 | 0 | 0.80 | 0.84 | 0.82 |
| 300 | 132.53 | 29.86 | 2 | 0.78 | 0.83 | 0.80 |
| 400 | 145.18 | 32.41 | 18 | 0.76 | 0.81 | 0.79 |
| 500 | 157.67 | 35.08 | 32 | 0.73 | 0.80 | 0.77 |

Cuadro 5.7: Resultados de la evaluación del escenario 4.1

5.4.6. Escenario 4.1: Dos Objetivos y con Obstáculos

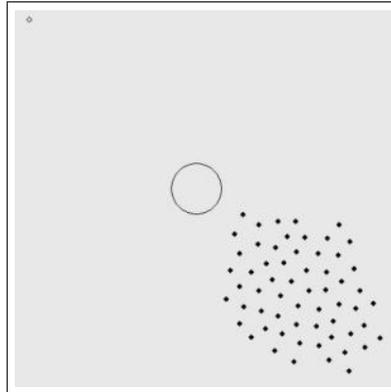
Este escenario es similar al descrito en la sección 5.4.5. El propósito de este experimento es evaluar la evasión de colisiones con los ajustes que describimos en la sección 5.4.3. Los resultados se muestran en la tabla 5.7. En comparación con los parámetros por omisión, pudimos reducir de manera considerable las colisiones. En el caso de 300 agentes se evitaron 3 colisiones; en el caso de 400 agentes se evitaron 40 colisiones; y en el caso de 500 agentes se evitaron 62 colisiones. Esto permitió mantener la calidad por arriba del 0,77.

5.4.7. Escenario 5: Evasión de Obstáculos

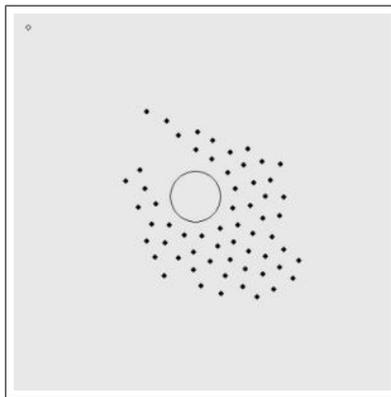
Las métricas utilizadas para cuantificar el rendimiento del sistema no permiten evaluar completamente el comportamiento de evasión de obstáculos. El propósito del siguiente escenario es corroborar que el comportamiento de los agentes, obtenido por medio del modelo propuesto, permite la evasión de obstáculos colectiva en el conjunto de individuos.

El escenario es el siguiente. El conjunto de agentes se desplaza hacia un objetivo estático ubicado detrás de un obstáculo circular. Este obstáculo representa un objeto, o conjunto de objetos, que restringen el movimiento de los agentes. Para alcanzar el objetivo es necesario que los agentes evadan el obstáculo, pues este está

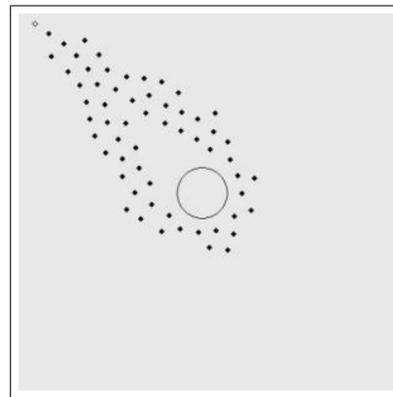
Figura 5.5: Evasión de obstáculos



(a) Simulación en el segundo 0



(b) Simulación en el segundo 6



(c) Simulación en el segundo 12

colocado de tal forma que se interpone en la trayectoria de los agentes. Durante la simulación se utilizaron los parámetros por omisión y el radio del obstáculos se estableció $\beta_o = 30$.

A continuación mostramos algunos fragmentos de la simulación del escenario en donde se muestra la evasión de obstáculos. Como en las simulaciones anteriores, los puntos negros representan a los agentes, los círculos grandes representan los obstáculos y el círculo pequeño es el objetivo. En la figura 5.5(a) podemos ver que los agentes se dirigen hacia el objetivo, pero deben modificar su formación para evadir el obstáculo. En la figura 5.5(b) podemos ver que los agentes se dividen en dos subconjuntos para evadir el obstáculo. Finalmente, en la figura 5.5(c), podemos ver que los agentes llegarán al objetivo tras haber evadido el obstáculo. Esto muestra que el modelo propuesto permite la flexibilidad en la formación necesaria para la evasión de obstáculos colectiva.

5.4.8. Escenario 6: Evasión de Obstáculos 2

El siguiente escenario fue diseñado con la tarea específica de evaluar el comportamiento de evasión de obstáculos. Los agentes deben modificar su formación de tal forma que esquiven apropiadamente los objetos en el ambiente. Esto conlleva a considerar como un requisito importante a la flexibilidad en la formación, ya que de mantenerla las posibilidades de colisión se incrementan. En este sentido, hemos diseñado un escenario en donde los agentes están obligados a cambiar la formación para evadir los obstáculos.

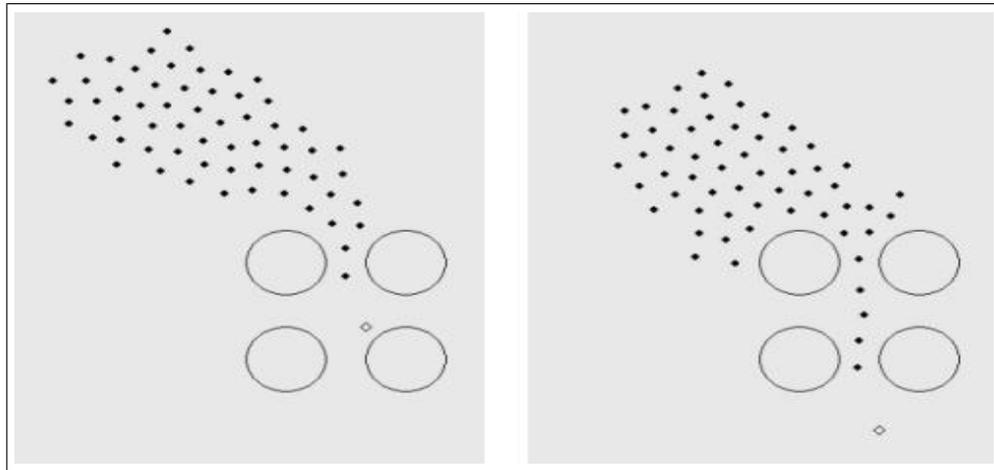
En el escenario, el conjunto de 60 agentes es guiado por un objetivo que se desplaza a una rapidez máxima de $rmx = 4$. Se utilizaron los parámetros por omisión y el radio de los obstáculos es $\beta_o = 30$. Durante la simulación, el objetivo se traslada entre el conjunto de obstáculos, por lo que es necesario modificar la formación de los agentes, ya que de otra forma colisionarían. Esto quiere decir que es necesario cierto nivel de flexibilidad en la formación para poder evitar los obstáculos y continuar siguiendo al objetivo.

A continuación mostramos algunos fragmentos de la simulación en donde podemos apreciar que, efectivamente, el modelo presentado permite la flexibilidad en la formación y, en consecuencia, la evasión de obstáculos. Como en las simulaciones anteriores, los puntos negros representan a los agentes, los círculos grandes representan los obstáculos y el círculo pequeño es el objetivo. En la figura 5.6(a) podemos notar que el grupo de agentes se está acercando hacia la zona de obstáculos. En la figura 5.6(b) podemos observar que la formación de los agentes es modificada con propósito de evadir los obstáculos. En la figura 5.6(c) podemos ver que los agentes continúan siguiendo al objetivo después de haber esquivado a los obstáculos.

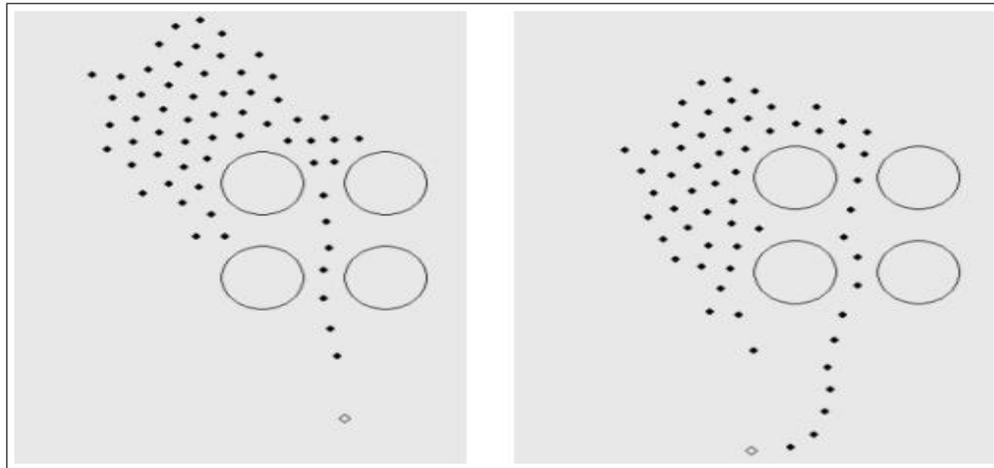
5.5. Resumen

En este capítulo obtuvimos las condiciones que tienen que cumplir los parámetros para asegurar un comportamiento estable. Además, cuantificamos de manera rigurosa el comportamiento del sistema en escenarios específicos. Esto con el motivo de medir el comportamiento del sistema en diferentes circunstancias. Los resultados indicaron que la coordinación en los agentes se encuentra dentro de un nivel que podemos llamar aceptable. Finalmente, mostramos simulaciones que

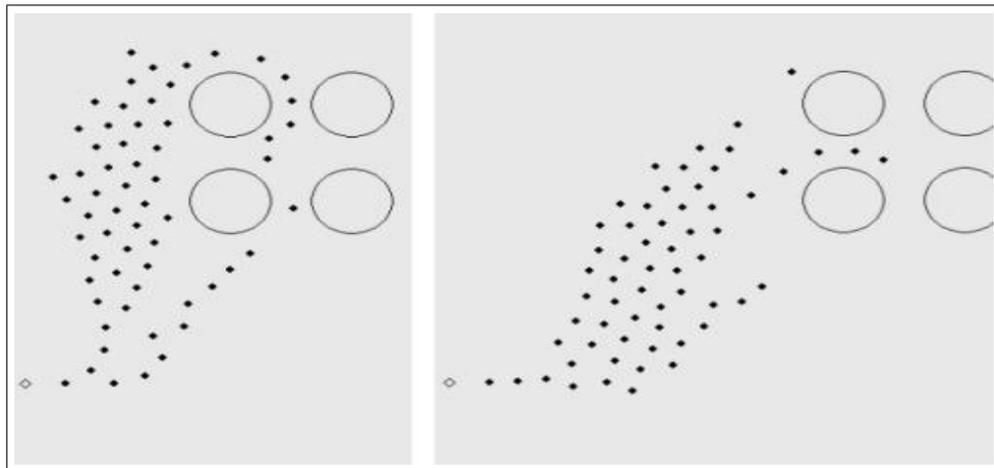
Figura 5.6: Evasión de Obstáculos 2



(a) Fragmentos de la simulación durante los segundos 25 y 28.



(b) Fragmentos de la simulación durante los segundos 30 y 38.



(c) Fragmentos de la simulación durante los segundos 40 y 42.

avalan la flexibilidad en la formación de los agentes, lo cual permite la evasión de obstáculos.

Capítulo 6

Discusión

En esta sección mencionaremos algunas de las reflexiones más importantes que deliberamos durante el desarrollo de la tesis, con respecto a la propuesta y en general con los paradigmas para modelado de movimiento colectivo coordinado. Empezaremos mencionando la problemática que encontramos más relevante al revisar el trabajo previo. Después abordaremos algunos detalles sobre el modelo propuesto que consideramos importante hacer explícitos. Durante el contenido de este capítulo comparamos y contrastamos el modelo propuesto con los trabajos que consideramos más importantes tomando en cuenta los objetivos de esta tesis.

6.1. Problemática en el Modelado de Movimiento Colectivo Coordinado

6.1.1. Mínimos locales o Conflicto entre los Comportamientos del Agente

En el modelado de movimiento colectivo coordinado, normalmente es necesario diseñar una función o calcular una fuerza para definir algún comportamiento elemental del agente (por ejemplo, evadir obstáculos o dirigirse a un objetivo). Posteriormente, se combinan todos los comportamientos elementales en una función o fuerza global. Lamentablemente, al hacerlo, es posible que algunos comportamientos entren en conflicto (por ejemplo, que un agente no pueda dirigirse a un objetivo al intentar evadir un obstáculo) dando como resultado una solución que no es la óptima.

6.1.2. Análisis de Estabilidad

El movimiento del agente generalmente está determinado por las relaciones que mantiene con sus vecinos. Algunas veces las vecindades pueden ser muy complejas y el comportamiento generado puede ser impredecible. Esto puede causar que el modelo sea inestable. Algunos esquemas de modelado, como los basados en funciones potenciales, han promovido el estudio de la estabilidad como una herramienta importante para analizar el comportamiento del sistema multiagente.

6.1.3. Dificultad de Implementación

La dificultad de la implementación generalmente radica en dos aspectos. El primero es que algunos modelos tienen la necesidad de utilizar métodos numéricos para resolver, por ejemplo, derivadas, integrales y sistemas de ecuaciones diferenciales. El problema de esto es que algunos métodos numéricos necesitan conocimiento especializado para la asignación apropiada de sus parámetros. El segundo es que el modelo puede tener demasiados parámetros y en el peor caso no se está seguro de cómo calcular valores apropiados para los mismos, ya que frecuentemente los parámetros apropiados dependen del escenario específico del ambiente.

6.1.4. Percepción Limitada

Generalmente es deseable que el agente determine su movimiento con base en la percepción local de su ambiente. Además de ser una ventaja, puesto que no es necesario considerar la información de todo el sistema, se ha mostrado que este tipo de comportamiento, en su forma más sencilla, es emergente. Es decir, que cada agente puede determinar su movimiento de manera autónoma con la percepción local y sin necesidad de un control centralizado.

6.1.5. Restricciones en el Ambiente

Realizar suposiciones fuertes acerca del ambiente puede ser un buen criterio para comparar este tipo de modelos. Algunas de estas suposiciones pueden ser, por ejemplo, que los obstáculos necesiten estar alejados del objetivo o que el objetivo no deba moverse.

6.1.6. Tipo de Formación

Dependiendo de la aplicación puede ser más útil un tipo de formación. Algunos artículos muestran formaciones irregulares como las de un enjambre, como es el caso de los esquemas basados en PSO. Otros muestran formaciones más regulares, en donde los agentes mantienen la misma distancia con sus vecinos, como es el caso de los modelos basados en las reglas de Reynolds y funciones potenciales.

6.1.7. Centralizados o Descentralizados

Algunos modelos dependen de un agente para llevar a cabo la coordinación del comportamiento global: centralizados. Esto, en general, representa una desventaja puesto que existe un único punto sujeto a falla y cualquier error en éste se puede propagar a todos los agentes.

6.1.8. Modelo en 3D o 2D

Con la intención de simplificar el modelado, algunas propuestas suponen un ambiente 2D para después extender el trabajo a 3D. Lamentablemente, dicha extensión no es directa por lo que es necesario modificar el modelo original.

6.2. Modelo Propuesto

6.2.1. De la Evasión de Colisiones

Es importante resaltar las diferencias entre la evasión de colisiones propuesta y cómo es que estas representan una mejora con respecto a otros trabajos. El algoritmo de evasión de colisiones difiere con el presentado en [Kim & Shin, 2006] en dos aspectos. El primero es en la forma de calcular la fuerza que permite repeler al agente y así evitar la colisión. El segundo es que aplicamos este tipo de fuerza en todos los vecinos que no se encuentren a la distancia deseada y no solamente en el más cercano. Aunque son pequeñas modificaciones, son muy sustanciales puesto que modifican el tipo de formación obtenida. Dicha formación tiene por característica principal que el agente mantiene una distancia uniforme con sus vecinos. Formaciones similares han sido modeladas en [Olfati-Saber, 2006] y son llamadas realizaciones.

En comparación con los esquemas propuestos por Reynolds y los de funciones potenciales, los trabajos basados en PSO difieren en la forma de aplicar la evasión de colisiones. En los otros esquemas, se modela una conducta de separación que es combinada con los otros comportamientos elementales. Esto implica que la conducta de separación sea normalmente ponderada por medio de parámetros lo cual conlleva al gran problema de encontrar los valores adecuados para estos. Es interesante notar que en PSO la ponderación está implícita en la forma de aplicar el comportamiento. Lo que se hace es aplicar los comportamientos elementales para encontrar una posición candidata y posteriormente aplicar el algoritmo de evasión de colisiones. Al hacerlo de esta forma se está priorizando a la evasión de colisiones sobre los demás comportamientos elementales y no tenemos que calcular los valores óptimos de algún parámetro.

6.2.2. De la Evasión de Obstáculos

Hay que aclarar que la evasión de colisiones lo único que hace es impedir que el agente choque con algún objeto en el ambiente. Para lograr que los agentes esquiven obstáculos, es necesario diseñar una estrategia para evadir obstáculos. Es interesante notar que en ningún momento definimos de manera explícita tal estrategia. Sólo tuvimos que ponderarla en el factor obstáculos. En el paradigma basado en PSO, la evasión de obstáculos es consecuencia del seguimiento al mejor agente. Los agentes tienden a seguir a los vecinos que pueden mantener una trayectoria libre de obstáculos. De esto tenemos que señalar dos características esenciales de la evasión de colisiones. La primera es que está basada en un enfoque cooperativo, ya que aquellos agentes con trayectorias no obstruidas por obstáculos, ayudan a los demás agentes a encontrar trayectorias sin obstáculos. Esto quiere decir que si no hay agentes con buena posición, entonces los agentes no encontrarán buenas trayectorias hasta que la aleatoriedad del comportamiento permita que un agente encuentre una buena posición. La segunda característica a notar es que la evasión de obstáculos es resultado de las interacciones locales entre los agentes, las cuales están regidas por el comportamiento elemental de seguimiento del mejor agente. La interacción local por medio de conductas elementales, para obtener un comportamiento complejo, es una de las propiedades fundamentales del modelado basado en sistemas multiagente, la cual estamos aprovechando.

6.2.3. Sobre los Resultados de la Evaluación

En cuanto a los resultados obtenidos en el caso de un objetivo, podemos compararnos con trabajos previos que modelan movimiento colectivo coordinado. Desafortunadamente la comparación no puede hacerse en igualdad de condiciones ya que el comportamiento se modeló de otra forma, se asignaron diferentes parámetros y el ambiente de simulación tiene algunas diferencias. Nuestro objetivo es tomar el resultado de otros trabajos como referencia para conjeturar que estamos obteniendo movimiento colectivo coordinado adecuado.

Al tomar los mejores resultados obtenidos en [Zapotecatl, 2009], los cuales se muestran en el apéndice B, vemos que para el modelo original del Reynolds la mejor calidad es de 0,84 y para el modelo mejorado, propuesto en dicho trabajo, la calidad es de 0,91. Estos resultados fueron obtenidos en un ambiente 3D sin obstáculos y con 16 agentes. Bajo un 2D ambiente sin obstáculos y con un rango de 100 a 500 agentes, el modelo que proponemos obtiene 0,80 de calidad en el peor caso y 0,90 de calidad en el mejor caso. Haciendo una comparación directa, en nuestro mejor caso se obtuvo una mejora de 0,06 de calidad, que con el modelo de Reynolds. Al comparar con el modelo propuesto en [Zapotecatl, 2009], hay una pequeña diferencia de 0,01 de calidad entre ambos modelos.

Tomando en cuenta la mejora con respecto al modelo de Reynolds, la pequeña diferencia con respecto al modelo de [Zapotecatl, 2009] y respaldándonos en el comportamiento visualizado en las simulaciones, podemos decir que el funcionamiento del sistema es lo suficientemente confiable para conjeturar que estamos obteniendo movimiento colectivo coordinado como resultado de nuestro modelo.

Por otra parte, los resultados de la evaluación del sistema, cuando hay más de un objetivo, mostraron un funcionamiento con 0,77 en la medida de calidad para el peor caso y un valor de 0,86 en calidad para el mejor caso. El ambiente consistió en escenarios con y sin obstáculos y la cantidad de agentes estuvo en un rango de 100 y 500 agentes. Aunque los resultados no son completamente satisfactorios, nos muestran que el comportamiento estuvo dentro de un rango que podemos llamar aceptable.

6.3. Comparación con Otros Trabajos

6.3.1. Los Esquemas Basados en PSO

Una de las ventajas de nuestro trabajo es con respecto al análisis de estabilidad en los paradigmas basados en PSO. A diferencia del análisis en [Kim & Shin, 2006], nosotros utilizamos el trabajo de [Rodríguez et al., 2004] que permitió un análisis más directo y elegante, además de ser consistente con los análisis presentados en el trabajo previo.

Otra ventaja de nuestra propuesta, con respecto a los otros trabajos basados en PSO, es que consideramos explícitamente los detalles de modelar la percepción limitada en el agente. Para ser más específicos, en los trabajos propuestos en [Ying & Ying, 2009] y [Kim & Shin, 2006] suponen que los agentes pueden percibir todo el ambiente. Esto es impráctico y va en contra de la filosofía del modelado basado en sistemas multiagente. Por otra parte en [Kim, 2010] se trabaja con percepción limitada en el agente. No obstante, nunca se especifica que debe usarse información local para calcular las funciones objetivo de los vecinos. Por lo que podemos caer en el error de suponer más información de la disponible, al calcular las funciones objetivo. El modelo que presentamos restringe la percepción de agente de tal forma que se pueda trabajar sin posibles suposiciones implícitas.

6.3.2. Las Reglas de Reynolds

Puesto que podemos simular movimiento colectivo coordinado con el modelo presentado, es interesante cuestionarnos en qué medida estamos siguiendo las reglas que Reynolds propuso en 1987: cohesión, separación y alineación.

La regla de cohesión permite que los agentes se mantengan en grupo durante su desplazamiento. En nuestro modelo esta propiedad se obtiene en gran medida gracias al seguimiento del mejor agente. Cada agente sigue al vecino mejor posicionado. Ya que cada agente puede tener diferente percepción del ambiente, el mejor vecino seleccionado por seguir podría ser distinto en cada agente. Esto permite mantener una estructura cohesionada en la formación del grupo. Por otra parte, una de las ventajas de hacerlo de esta forma es que la agrupación entre agentes sólo se lleva a cabo entre aquellos más convenientes. Es decir, los agentes siguen solamente a los vecinos que permitan evadir obstáculos. Esto permite dis-

minuir el conflicto entre los comportamientos de cohesión y evasión de obstáculos, el cual es un problema común en el modelo propuesto por Reynolds.

La regla de separación permite evitar colisiones entre agentes. En el modelo propuesto, esto se debe en gran parte al algoritmo de evasión de colisiones. Por otra parte, la regla de alineación, la cual permite que los agentes se desplacen en la misma dirección y rapidez, es en gran parte ocasionada por el seguimiento del objetivo, ya que este provee una dirección en común para todos los agentes, y por la evasión de colisiones, puesto que restringe la rapidez del agente de ser necesario.

6.3.3. El Trabajo de Luo *et al.*

El trabajo de Luo *et al.* [Luo et al., 2010] fue el que motivó el desarrollo de esta tesis. Ambos modelan movimiento colectivo coordinado multiobjetivo. La desventaja más importante de su trabajo es que supone que los agentes se desplazan en ambientes sin restricciones. En este sentido, nuestra propuesta supera esa desventaja al considerar obstáculos en el ambiente y mantiene resultados importantes del trabajo de Luo, como el análisis de estabilidad en el modelo.

Otra diferencia con respecto al trabajo de Luo *et al.* está en la selección del objetivo. En su trabajo los criterios para seleccionar el objetivo son la distancia al mismo y la cantidad de agentes que siguen al objetivo. Para esto suponen que existe una agenda en donde se almacena cuál agente sigue a cada objetivo. La agenda permite conocer a los agentes que se agruparán. En un intento por simplificarlo, en nuestro modelo hemos eliminado la suposición de la agenda y hemos logrado que aquellos agentes con objetivos comunes se agrupen. No obstante, la cantidad de agentes en los grupos es muy variable, en comparación con los de Luo *et al.* cuya cantidad se mantiene fija. Otra diferencia importante es que la selección del objetivo se lleva a cabo en cada iteración y no solamente al principio de la simulación, como en el modelo de Luo *et al.* Creemos que esta modificación es apropiada ya que se está lidiando con un ambiente dinámico y, por lo tanto, los criterios de selección de objetivo en cierto instante, podrían dejar de ser válidos en un instante posterior.

6.4. Otras Ventajas del Modelo

Una de las ventajas de PSO está en la forma de analizar la estabilidad. En otros trabajos, principalmente los basados en funciones potenciales, lo que se hace es encontrar una función de Liapunov que garantiza un modelo estable. No obstante, para encontrar dicha función se requiere conocimiento especializado, además de creatividad e ingenio, ya que no hay un algoritmo para encontrarla. En los enfoques basados en PSO se pueden utilizar estudios basados en la convergencia del algoritmo. Dichos estudios normalmente realizan una serie de suposiciones que permiten trabajar con un modelo lineal. Gracias a ello, se puede analizar la estabilidad al estudiar los eigenvalores del sistema, que en el fondo fue lo que se hizo en la sección 5.1.

Otra de las ventajas de utilizar PSO radica en la facilidad en la implementación. Algunos esquemas, principalmente los basados en funciones potenciales necesitan métodos numéricos para la resolución de ecuaciones diferenciales ordinarias. Desafortunadamente, elegir el método numérico apropiado y sus correspondientes parámetros requiere de conocimiento especializado. En el enfoque basado en PSO no es necesario utilizar métodos numéricos por lo que podemos decir que la implementación es más sencilla.

6.5. Desventajas del Modelo

Una de las suposiciones del modelo de movimiento colectivo coordinado presentado, es que se conoce la posición del objetivo en todo momento. Siendo rigurosos, el objetivo representa una entidad que es conocida por todos los agentes, es decir, es una entidad global que ayuda a mejorar la coordinación. Por una parte, utilizar una entidad global para lograr la coordinación en el grupo podría ser visto como una solución centralizada. Esto va en contra de las ideas originales del movimiento colectivo coordinado que sugieren que la coordinación puede obtenerse solamente considerando percepción local en el agente. Aunque, por otra parte, añadir un objetivo por seguir, en lugar de una solución a la coordinación, también es considerado un problema a resolver, ya que los algoritmos de movimiento colectivo coordinado normalmente son extendidos, o bien diseñados, para el seguimiento de un objetivo. Esto puede apreciarse en todos los trabajos mencionados en el capítulo 3. En suma, conocer la posición del objetivo no debe ser visto como una

suposición fuerte, sino como un elemento de un problema específico que estamos solucionando.

Otra desventaja es que nuestro modelo depende explícitamente del conocimiento de un objetivo o líder que guíe al grupo. En los modelos basados en las reglas de Reynolds esto no es necesario. Los agentes pueden coordinarse y desplazarse en grupo sin la necesidad de definir un objetivo que funja como líder.

Otra de las desventajas de nuestra propuesta es que estamos suponiendo que el agente dispone de información perfecta. En algunas aplicaciones que se limitan a la simulación del movimiento colectivo coordinado, esto no debería ser una desventaja ya que se cuenta con esta información. No obstante, existen algunas aplicaciones en donde la información del agente es difícil de obtener y la obtenida es imprecisa. Como ejemplo tenemos a los sistemas multirobot. En este dominio la información recabada depende de los sensores del robot, los cuales pueden proporcionar información imprecisa. Aunque no se planteó como un objetivo en la tesis, reconocemos que es un problema importante que limita al modelo propuesto.

6.6. Sobre la Implementación en Dominios Específicos

La implementación de un algoritmo requiere de considerar los detalles específicos del dominio. El propósito de esta sección es considerar los problemas inherentes de un dominio que limitan la implementación de nuestra propuesta. Haremos sugerencias sobre cómo lidiar con dichos problemas tomando como caso de estudio la implementación de la propuesta en robots móviles. Nos enfocaremos a los problemas de restricciones de movimiento y de percepción en los robots. Las sugerencias que aquí presentamos son ideas generales de cómo podrían atacarse dichos problemas, por lo que no se pretende dar una solución contundente.

Las características físicas de cada robot pueden restringir su capacidad de movimiento. Por ejemplo, es posible que el agente no pueda hacer cambios repentinos de dirección. En nuestro modelo no se consideran este tipo de restricciones. Para tomarlas en cuenta se puede utilizar una estrategia como la presentada en [Kim, 2010]. En dicho trabajo intervienen dos modelos en cascada para definir la trayectoria del agente. El primero es un modelo en donde se define cómo debe desplazarse el agente. La salida de este modelo es la entrada de un segundo mo-

delo en donde se representan las capacidades físicas de movimiento del agente. La salida del segundo modelo determina la forma en que debe moverse el agente. Nuestra propuesta puede usarse en sustitución del primer modelo mencionado.

Otro problema propio del dominio es la forma de percepción. No obstante que nuestra propuesta se acerca más a la realidad al considerar una percepción limitada, el problema de percepción no está completamente resuelto. Para este problema una sugerencia es utilizar la estrategia utilizada en [Zapotecatl, 2009]. En dicho trabajo se modelan tres mecanismos de percepción: emisión de rayos, emisión de rayos con visión y comunicación radial. De aquí se obtiene un conjunto de puntos que representan la percepción del agente. Después, cada uno de los puntos es considerado un agente y se aplican reglas que son similares a las de Reynolds. En nuestro caso, la idea es sustituir el modelo de Reynolds por el modelo propuesto en este documento.

6.7. Resumen

En este capítulo hemos expuesto algunos de los principales problemas para modelar movimiento colectivo coordinado. Así mismo, considerando dichos problemas, hemos discutido las principales cualidades e inconvenientes de nuestra propuesta y de los trabajos más relevantes en el contexto. Discutimos los resultados obtenidos durante los experimentos y simulaciones, y los comparamos con resultados obtenidos en [Zapotecatl, 2009] y con los resultados del modelo del Reynolds que se presentan en el mismo trabajo.

Capítulo 7

Conclusiones

7.1. Conclusiones

Propusimos un modelo de movimiento colectivo coordinado multiobjetivo para ambientes con obstáculos. Para esto diseñamos una heurística de selección del objetivo, la cual está basada principalmente en dos criterios: *i*) la distancia entre el agente y el objetivo, y *ii*) los obstáculos por evadir para seguir al objetivo.

La conducta del agente está regida principalmente por los siguientes comportamientos elementales: *i*) seguimiento del mejor agente, *ii*) seguimiento del objetivo y *iii*) evasión de objetos en el ambiente. Los comportamientos *i*) y *ii*) permiten conocer la dirección y rapidez que el agente debe seguir, y son obtenidos por medio de una modificación al Algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas. Posteriormente, el comportamiento *iii*) es aplicado para evitar colisiones con los objetos del ambiente. La evasión de obstáculos es resultado de las interacciones locales entre los agentes. Nuestros resultados mostraron que los agentes que siguen al mismo objetivo son capaces de realizar movimiento colectivo coordinado en presencia de obstáculos.

La aportación más importante de la tesis es el modelo de movimiento colectivo coordinado multiobjetivo para ambientes con restricciones. Partimos del hecho de que los trabajos encontrados suponían ambientes sin obstáculos y en ese sentido buscamos la mejora de los modelos existentes.

Por otra parte, el modelo de movimiento colectivo coordinado propuesto en este trabajo puede considerarse una mejora con respecto a los basados en PSO, en los siguientes puntos: *i*) Representamos explícitamente la percepción limita-

da del agente. Esto es importante ya que esta desventaja limitaba a los modelos basados en PSO con respecto a otros paradigmas en donde sólo era necesaria información local. *ii)* Pudimos demostrar la estabilidad de manera más directa y elegante, además ser consistente con los resultados mostrados en el trabajo previo [Kim & Shin, 2006]. *iii)* Obtuvimos formaciones similares a las denominadas realizaciones [Olfati-Saber, 2006], y que habían podido ser modeladas bajo el paradigma de funciones potenciales. Esto gracias a las ligeras modificaciones en el algoritmo de evasión de colisiones especificadas en la sección 4.1.7.

Finalmente, propusimos una extensión para evaluar el funcionamiento del sistema cuando hay más de un objetivo en el ambiente. Para esto utilizamos medidas propuestas previamente que evalúan el movimiento colectivo coordinado.

7.2. Trabajo Futuro

Queremos trabajar en la forma de asignar los parámetros. La búsqueda de parámetros óptimos para el modelo no es sencilla ya que estos dependen de la configuración del escenario. No obstante, consideramos que se pueden encontrar directivas para seleccionar parámetros que promuevan cierto tipo de comportamiento que ayude a mejorar el funcionamiento del sistema.

Por otra parte, existe trabajo relevante en cuanto a los estudios de convergencia para PSO que consideramos podrían ser útiles para el análisis del comportamiento del sistema. En general, creemos que podrían ser útiles en el análisis del movimiento colectivo coordinado.

Además, nos gustaría corroborar los resultados obtenidos durante el análisis de estabilidad. Para esto nos gustaría formular una serie de experimentos en donde sea más factible que el comportamiento del modelo sea inestable. Con esto buscaríamos establecer qué tan fuertes son las suposiciones hechas durante el análisis de estabilidad.

Hemos trabajado en simulaciones en 3D con el modelo propuesto, como la mostrada en la figura 7.1. No obstante, no se ha investigado a detalle cuáles son los desafíos y restricciones más importantes para extender de manera rigurosa el modelo a 3D.

El problema de suponer información perfecta es relevante en algunas aplicaciones. Por ejemplo, en la robótica colectiva. Creemos que modelos que sean ca-

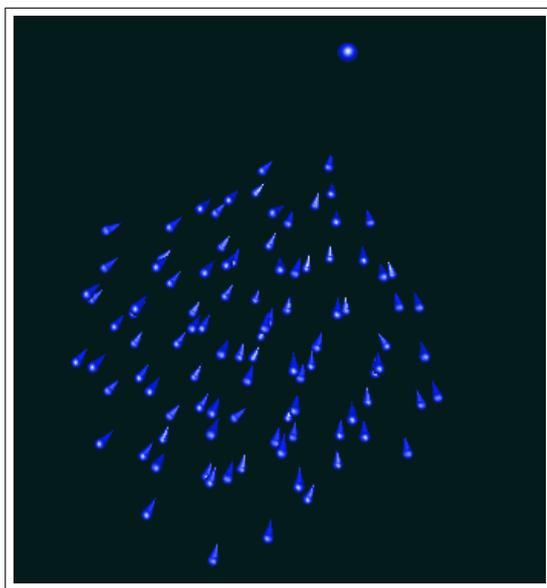


Figura 7.1: Simulación en 3D

paces de funcionar con incertidumbre y perturbaciones en la información obtenida por la percepción del agente, tendrían una aportación importante en este ámbito.

Finalmente, queremos analizar el comportamiento del sistema en escenarios más específicos en donde se requiera de comportamientos más especializados para la evasión de obstáculos. Por ejemplo, con obstáculos en forma rectangular y en forma de "herradura", como los presentados en [Olfati-Saber, 2006]. Creemos que podemos lograr comportamientos específicos al modificar solamente la función objetivo.

Apéndice A

Especificación de la Implementación

A.1. Cálculo del Punto más Cercano al Obstáculo

El propósito de calcular el punto más cercano al obstáculo es determinar si el agente puede percibir al mismo. En esta sección se describe una manera de hacerlo y la que se usó durante la simulación y experimentos. Sea \mathbf{x}_i , \mathbf{x}_o y β_o , la posición del agente, el centro del obstáculo y el radio del obstáculo, respectivamente. El punto más cercano del obstáculo al agente, denotado como p , está dado por

$$p = \mathbf{x}_i + \left(1 - \frac{\beta_o}{\|\mathbf{x}_{oi}\|}\right) \mathbf{x}_{oi} \quad (\text{A.1})$$

donde $\mathbf{x}_{oi} = \mathbf{x}_o - \mathbf{x}_i$.

De esta forma podemos calcular la distancia del agente i al punto más cercano del obstáculo o , que habíamos denotado como $dist(\mathbf{x}_i, o)$, de la siguiente forma

$$dist(\mathbf{x}_i, o) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{p}\|. \quad (\text{A.2})$$

y, finalmente, el agente i percibe al obstáculo o si $dist(\mathbf{x}_i, o) < r$. Siendo r el rango de interacción del agente.

A.2. Definición de la Función $inter_i$

La función $inter_i$ nos permite determinar cuáles son los obstáculos que debemos de considerar en la dinámica del agente. Básicamente, la función retorna *verdadero* cuando el agente i colisionaría con el obstáculo o si se desplazara en línea recta hacia el objetivo. Sea \mathbf{x}_i , \mathbf{x}_o , β_o y \mathbf{x}_t la posición del agente i , la posición y radio del obstáculo o , y la posición del objetivo, respectivamente. Considere un vector que va del agente i hacia el centro del obstáculo o , denotado como $\mathbf{x}_{oi} = \mathbf{x}_o - \mathbf{x}_i$. Considere otro vector que va del agente i hacia el objetivo, denotado como $\mathbf{x}_{ti} = \mathbf{x}_t - \mathbf{x}_i$. Podemos determinar si el agente podría colisionar al calcular el ángulo entre los dos vectores \mathbf{x}_{oi} y \mathbf{x}_{ti}

$$\emptyset = \arccos \left(\frac{\mathbf{x}_{oi} \cdot \mathbf{x}_{ti}}{\|\mathbf{x}_{oi}\| \|\mathbf{x}_{ti}\|} \right) \quad (\text{A.3})$$

Dicho ángulo debe ser mayor al ángulo necesario para poder evadir el obstáculo, el cual puede ser calculado de la siguiente forma

$$\theta = \arctan \left(\frac{r}{\|\mathbf{x}_{oi}\|} \right) \quad (\text{A.4})$$

donde $r = \beta_o + r_a$. La variable r_a es el radio del agente, en caso de tenerlo. Un esquema de los ángulos calculados puede verse en la figura A.1

Una vez calculados los ángulos θ y \emptyset podemos determinar el valor de la función de la siguiente forma. Cuando $\emptyset \leq \theta$ el agente colisionaría con el obstáculo si se dirige hacia el objetivo. Por lo tanto, si $\emptyset \leq \theta$ la función retorna *verdadero*, en caso contrario retorna *falso*.

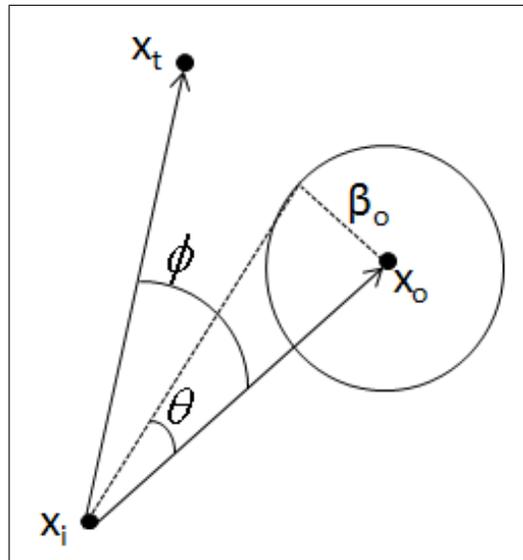


Figura A.1: Esquema de los Ángulos Utilizados en la Función Inter

Apéndice B

Evaluación de Movimiento Colectivo Coordinado en Trabajo Previo

A continuación mostramos algunos resultados de obtenidos después de la evaluación de modelos presentados en trabajo previo. Esto con el propósito de tener un punto de referencia que nos sirva como comparación. Las métricas utilizadas para la evaluación fueron las mismas que utilizamos en este trabajo, con excepción de la forma de cuantificar las colisiones:

$$\text{col}(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{col}_i(k) \quad (\text{B.1})$$

donde $\text{col}_i(k)$ es la función que se definió en la sección 5.2. Posteriormente, los resultados de cada iteración se promedian y así fue cómo se cuantificaron las colisiones.

Los resultados mostrados aquí se obtuvieron de [Zapotecat1, 2009]. Consideramos sólo los experimentos en donde se obtuvo la mejor calidad en el sistema. Durante los experimentos, el sistema consistió en un conjunto de 16 agentes que se desplazan en un ambiente 3D sin obstáculos. Los resultados mostrados en la tabla B.1 corresponden a Boids, el modelo original de Reynolds. Los resultados mostrados en la tabla B.2 corresponde a un modelo propuesto en [Zapotecat1, 2009].

| ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|------------|------------|------------|--------------------------|--------------------------|------------|
| 46.33 | 12.72 | 0.00 | 0.82 | 0.85 | 0.84 |

Cuadro B.1: Mejores Resultados Obtenidos con el Modelo de Reynolds

| ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|------------|------------|------------|--------------------------|--------------------------|------------|
| 30.37 | 4.20 | 0.02 | 0.88 | 0.94 | 0.91 |

Cuadro B.2: Mejores Resultados Obtenidos con el Modelo de Reynolds Mejorado

Apéndice C

Detalle de la Simulación

En la tabla C.1 mostramos los detalles de la simulación del escenario descrito en la sección 5.4.6.

| iteración | ext | pol | col | cns_{ext} | cns_{pol} | cal |
|-----------|--------|-------|-----|-------------|-------------|------|
| 0 | 229.11 | 60.43 | 2 | 0.62 | 0.66 | 0.64 |
| 50 | 173.01 | 37.52 | 2 | 0.71 | 0.79 | 0.75 |
| 100 | 172.92 | 17.01 | 2 | 0.71 | 0.90 | 0.81 |
| 150 | 167.26 | 37.06 | 2 | 0.72 | 0.79 | 0.75 |
| 200 | 131.97 | 34.29 | 8 | 0.78 | 0.82 | 0.80 |
| 250 | 149.05 | 40.54 | 8 | 0.75 | 0.77 | 0.76 |
| 300 | 132.58 | 26.62 | 8 | 0.78 | 0.85 | 0.81 |
| 350 | 175.42 | 49.56 | 8 | 0.71 | 0.72 | 0.71 |
| 400 | 142.30 | 33.30 | 10 | 0.76 | 0.81 | 0.79 |
| 450 | 181.99 | 39.24 | 10 | 0.70 | 0.77 | 0.74 |
| 500 | 139.78 | 27.23 | 10 | 0.77 | 0.84 | 0.80 |
| 550 | 160.02 | 40.63 | 10 | 0.73 | 0.77 | 0.75 |
| 600 | 168.10 | 26.27 | 11 | 0.72 | 0.85 | 0.78 |
| 650 | 176.86 | 24.50 | 11 | 0.70 | 0.86 | 0.78 |
| 700 | 158.40 | 20.93 | 15 | 0.73 | 0.88 | 0.81 |
| 750 | 127.67 | 29.24 | 17 | 0.78 | 0.83 | 0.81 |
| 800 | 157.93 | 27.22 | 17 | 0.73 | 0.84 | 0.79 |
| 850 | 136.12 | 26.40 | 19 | 0.77 | 0.85 | 0.81 |
| 900 | 135.09 | 40.61 | 19 | 0.77 | 0.77 | 0.77 |
| 950 | 155.44 | 40.50 | 19 | 0.74 | 0.77 | 0.75 |
| 1000 | 144.91 | 45.18 | 19 | 0.76 | 0.74 | 0.75 |
| 1050 | 168.99 | 37.67 | 19 | 0.72 | 0.78 | 0.75 |
| 1100 | 155.57 | 45.51 | 19 | 0.74 | 0.74 | 0.74 |
| 1150 | 187.72 | 35.24 | 19 | 0.68 | 0.80 | 0.74 |
| 1200 | 174.83 | 41.56 | 19 | 0.71 | 0.76 | 0.73 |
| 1250 | 180.53 | 22.86 | 21 | 0.70 | 0.87 | 0.78 |
| 1300 | 159.40 | 43.40 | 21 | 0.73 | 0.75 | 0.74 |
| 1350 | 134.95 | 32.69 | 21 | 0.77 | 0.81 | 0.79 |
| 1400 | 157.34 | 40.14 | 21 | 0.73 | 0.77 | 0.75 |
| 1450 | 130.26 | 28.84 | 23 | 0.78 | 0.83 | 0.81 |
| 1500 | 183.94 | 57.04 | 25 | 0.69 | 0.67 | 0.68 |
| 1550 | 140.64 | 36.36 | 25 | 0.76 | 0.79 | 0.78 |
| 1600 | 174.49 | 51.03 | 25 | 0.70 | 0.71 | 0.70 |
| 1650 | 142.37 | 34.82 | 26 | 0.76 | 0.80 | 0.78 |
| 1700 | 156.46 | 39.20 | 26 | 0.74 | 0.77 | 0.76 |
| 1750 | 186.30 | 22.85 | 26 | 0.68 | 0.87 | 0.78 |
| 1800 | 174.72 | 35.41 | 30 | 0.70 | 0.79 | 0.75 |
| 1850 | 150.80 | 17.05 | 30 | 0.74 | 0.90 | 0.82 |
| 1900 | 133.61 | 33.80 | 32 | 0.77 | 0.80 | 0.79 |
| 1950 | 149.68 | 23.23 | 32 | 0.74 | 0.86 | 0.80 |
| 1999 | 140.97 | 32.03 | 32 | 0.76 | 0.81 | 0.79 |

Cuadro C.1: Detalles de la simulación de un escenario con dos objetivos y obstáculos

Bibliografía

- [Baras et al., 2003] Baras, J., Tan, X., & Hovareshti, P. (2003). Decentralized control of autonomous vehicles. En *Proceedings 42nd IEEE Conference on Decision and Control*, volumen 2 (pp. 1532–1537).: IEEE.
- [Beckers et al., 1992] Beckers, R., Deneubourg, J., & Goss, S. (1992). Trails and u-turns in the selection of a path by the ant *lasius niger*. *Journal of theoretical biology*, 159, 397–397.
- [Bynum & Moor, 1998] Bynum, T. W. & Moor, J. H. (1998). *The digital phoenix: how computers are changing philosophy*, (pp. 135–152). Blackwell.
- [Cerezuela & Rodríguez-Ferran, 2009] Cerezuela, A. & Rodríguez-Ferran, A. (2009). *Métodos numéricos: introducción, aplicaciones y programación*. Edicions Upc.
- [Clerc & Kennedy, 2002] Clerc, M. & Kennedy, J. (2002). The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 6(1), 58–73.
- [Corning, 2002] Corning, P. (2002). The re emergence of emergence: A venerable concept in search of a theory. *Complexity*, 7(6), 18–30.
- [Cui & Potok, 2006] Cui, X. & Potok, T. (2006). A distributed agent implementation of multiple species flocking model for document partitioning clustering. En *Cooperative Information Agents X*, volumen 4149 (pp. 124–137). Springer Berlin / Heidelberg.
- [Drogoul et al., 2008] Drogoul, Quang, Amouroux, An, & Doanh (2008). Agent-based simulation: definition, applications and perspectives. En *Invited Talk for*

- the biannual Conference of the Faculty of Computer Science, Mathematics and Mechanics.*
- [Engelbrecht, 2005] Engelbrecht, A. (2005). *Fundamentals of computational swarm intelligence*, volumen 1, (pp. 125–173). Wiley London.
- [Gilbert & Troitzsch, 2005] Gilbert, G. & Troitzsch, K. (2005). *Simulation for the social scientist*. Open Univ Pr.
- [Goldstein, 1999] Goldstein, J. (1999). Emergence as a construct: History and issues. *Journal of Complexity Issues in Organizations and Management*, 1(1), 49–72.
- [Golub & F., 1996] Golub, G. H. & F., V. L. C. (1996). *Matrix Computations*. John Hopkins University Press, tercera edición.
- [Huhns & Singh, 1997] Huhns, M. & Singh, M. (1997). *Readings in agents*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [Huth & Wissel, 1992] Huth, A. & Wissel, C. (1992). The simulation of the movement of fish schools. *Journal of theoretical biology*, 156(3), 365–385.
- [Kelley & Peterson, 2001] Kelley, W. & Peterson, A. (2001). *Difference equations: an introduction with applications*. Academic Press.
- [Kennedy & Eberhart, 1995] Kennedy, J. & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. volumen 4 (pp. 1942–1948): IEEE.
- [Kim, 2010] Kim, D. (2010). Self-organization of unicycle swarm robots based on modified particle swarm framework. *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 8(3), 622–629.
- [Kim & Shin, 2006] Kim, D. & Shin, S. (2006). Self-organization of decentralized swarm agent based on modified particle swarm algorithm. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 46, 129–149.
- [Kim et al., 2006] Kim, D., Wang, H., & Shin, S. (2006). Decentralized control of autonomous swarm systems using artificial potential functions: analytical design guidelines. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 45(4), 369–394.

- [Luo et al., 2010] Luo, X., Li, S., & Guan, X. (2010). Flocking algorithm with multi-target tracking for multi-agent systems. *Pattern Recognition Letters*, 31(9), 800–805.
- [Marquez, 2003] Marquez, H. J. (2003). *Nonlinear Control Systems*. John Wiley and Sons.
- [Marsden & A.J., 1991] Marsden, J. & A.J., T. (1991). *Cálculo Vectorial*. Addison-Wesley Iberoamericana.
- [Mataric, 1994] Mataric, M. (1994). *Interaction and Intelligent Behavior*. Technical report, DTIC Document.
- [Olfati-Saber, 2006] Olfati-Saber, R. (2006). Flocking for multi-agent dynamic systems: Algorithms and theory. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 51(3), 401–420.
- [Olfati-Saber & Murray, 2003] Olfati-Saber, R. & Murray, R. (2003). Flocking with obstacle avoidance: cooperation with limited communications in mobile networks. En *Proceedings 42nd IEEE Conference on Decision and Control*, volumen 2 (pp. 2022–2028).
- [Petzold et al., 2004] Petzold, T., Halle, M., & Thielecke, F. (2004). Simulation of flocking behavior for a group of autonomous flight systems. En *3rd Workshop on SelfOrganization of Adaptive Behavior* (pp. 178–186).
- [Reynolds, 1987] Reynolds, C. (1987). Flocks, herds and schools: A distributed behaviour model. *Computer Graphics*, 21, 25–34.
- [Reynolds, 1999] Reynolds, C. (1999). Steering behaviors for autonomous characters. En *Proceedings of Game Developers Conference* (pp. 763–782). San Francisco California.
- [Reynolds, 2006] Reynolds, C. (2006). Big fast crowds on ps3. En *Proceeding of the 2006 ACM SIGGRAPH symposium on videogames* (pp. 113–121). Boston Massachusetts.
- [Rodríguez et al., 2004] Rodríguez, G., González, P., & Martínez, J. (2004). Computing general companion matrices and stability regions of multirate methods. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 61, 255–274.

- [Su et al., 2008] Su, H., Wang, X., & Yang, W. (2008). Flocking in multi-agent systems with multiple virtual leaders. *Asian Journal of Control*, 10(2), 238–245.
- [Wang et al., 2008] Wang, J., Wu, X., & Xu, Z. (2008). Potential-based obstacle avoidance in formation control. *Journal of Control Theory and Applications*, 6(3), 311–316.
- [Weiss, 1999] Weiss, G. (1999). *Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence*. The MIT press.
- [Wolfram, 2002] Wolfram, S. (2002). *A New Kind of Science*. Wolfram Media, Inc.
- [Yang et al., 2010] Yang, J., Lu, Q., & Lang, X. (2010). Flocking shape analysis of multi-agent systems. *SCIENCE CHINA Technological Sciences*, 53(3), 741–747.
- [Ying & Ying, 2009] Ying, C. & Ying, L. (2009). Controlling the movement of crowds in computer graphics by using the mechanism of particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 9(3), 1170–1176.
- [Zapotecatl, 2009] Zapotecatl, J. L. (2009). Modelo basado en información local para la simulación de un cardumen de peces en 3d. Tesis de Maestría, Coord. Cs Computacionales, Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica, México.
- [Zheng et al., 2005] Zheng, M., Kashimori, Y., Hoshino, O., Fujita, K., & Kambara, T. (2005). Behavior pattern (innate action) of individuals in fish schools generating efficient collective evasion from predation. *Journal of theoretical biology*, 235(2), 153–167.