

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



Desarrollo de algoritmo bioinspirado en la familia *psocoptera*  
para la implementación en inteligencia de robótica de  
enjambre

Trabajo de graduación presentado por Fredy David España Capilla para  
optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2019







UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



Desarrollo de algoritmo bioinspirado en la familia *psocoptera*  
para la implementación en inteligencia de robótica de  
enjambre

Trabajo de graduación presentado por Fredy David España Capilla para  
optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica

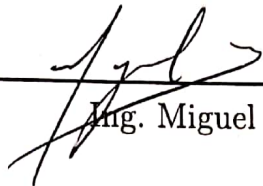
Guatemala,

2019



Vo.Bo.:

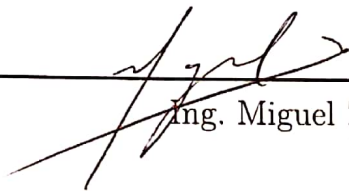
(f)



Ing. Miguel Zea

Tribunal Examinador:

(f)



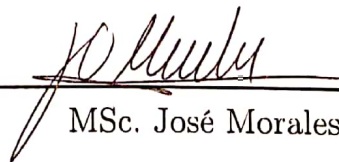
Ing. Miguel Zea

(f)



Luis Rivera PhD

(f)



MSc. José Morales

Fecha de aprobación: Guatemala, 03 de Diciembre de 2019.



*A mi abuelo Héctor  
QEPD*



La elaboración del presente trabajo de graduación surge del interés en la investigación ingenieril sobre la robótica de enjambre y sus aplicaciones. Además, debido a mi profundo interés por la naturaleza y los procesos biológicos, decido dirigir la investigación al modelado de un algoritmo bioinspirado en el comportamiento de un enjambre de insectos de la familia *psocoptera*.

Agradezco principalmente a mis padres quienes me han dado la oportunidad de formarme y decidir sobre mi futuro. A mis amigos Aldo Aguilar, Antonio Ixtecoc y Juan Pablo Cahueque con quienes hemos compartido tanto trabajo, experiencias y oportunidades.



<b>Prefacio</b>	<b>VII</b>
<b>Lista de figuras</b>	<b>XII</b>
<b>Lista de cuadros</b>	<b>XIII</b>
<b>Resumen</b>	<b>XV</b>
<b>Abstract</b>	<b>XVII</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Antecedentes</b>	<b>3</b>
2.1. Investigación en robótica de enjambre . . . . .	3
2.1.1. Estado actual de la investigación . . . . .	4
2.2. Algoritmo de optimización de colonia de hormigas - ACO (Ant Colony Optimization) . . . . .	6
2.2.1. Ejemplo de su funcionamiento . . . . .	7
2.3. Algoritmo de optimización de colonia de abejas - ABC (Artificial Bee Colony)	8
2.4. Algoritmo de optimización de cardumen de peces . . . . .	10
2.5. Plataformas de investigación swarm . . . . .	11
2.6. Software Matlab . . . . .	13
2.7. Software de simulación Webots . . . . .	13
<b>3. Justificación</b>	<b>15</b>
<b>4. Objetivos</b>	<b>17</b>
4.1. Objetivo general . . . . .	17
4.2. Objetivos específicos . . . . .	17
<b>5. Alcance</b>	<b>19</b>
5.1. Desarrollar un modelo matemático artificial que simule el comportamiento colectivo de un enjambre de insectos de la familia <i>psocoptera</i> . . . . .	19

5.2.	Implementar una simulación en Matlab que permita replicar el comportamiento del modelo diseñado. . . . .	19
5.3.	Implementar el algoritmo bioinspirado en la plataforma Webots y validarlo con el modelo simulado por computadora y el fenómeno vivo. . . . .	20
<b>6.</b>	<b>Marco teórico</b>	<b>21</b>
6.1.	Algoritmos de consenso de partículas . . . . .	21
6.2.	Modelado de consenso biológico . . . . .	23
6.3.	Simulaciones de enjambres biológicos . . . . .	26
6.4.	Familia <i>psocoptera</i> . . . . .	27
6.4.1.	Anatomía . . . . .	27
6.4.2.	Percepción del ambiente . . . . .	28
6.4.3.	El ojo compuesto . . . . .	29
6.4.4.	Comportamiento social . . . . .	31
6.4.5.	Variaciones de la especie . . . . .	31
6.4.6.	Funciones costo . . . . .	32
6.4.7.	Consideraciones . . . . .	36
<b>7.</b>	<b>Metodología de desarrollo e investigación</b>	<b>37</b>
<b>8.</b>	<b>Diseño del modelo artificial</b>	<b>39</b>
<b>9.</b>	<b>Resultados del modelo simulado</b>	<b>47</b>
<b>10.</b>	<b>Simulación en Webots</b>	<b>55</b>
10.1.	Controlador . . . . .	56
<b>11.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>61</b>
<b>12.</b>	<b>Recomendaciones</b>	<b>63</b>
<b>13.</b>	<b>Bibliografía</b>	<b>65</b>
	Referencias . . . . .	65
<b>14.</b>	<b>Anexos</b>	<b>69</b>
14.1.	Capturas de pantalla de simulaciones en MATLAB . . . . .	69

---

## Lista de figuras

---

1.	Desplazamiento de los agentes de acuerdo a las feromonas [18] . . . . .	6
2.	Comportamiento de algoritmo de abejas [21] . . . . .	8
3.	Comportamiento de algoritmo de peces [24] . . . . .	10
4.	Robot Jasmine [25] . . . . .	11
5.	Kilobot [26] . . . . .	12
6.	Plataforma Robotarium [27] . . . . .	13
7.	Interpretación de consenso biológico [31] . . . . .	23
8.	Cambio de movimiento desorganizado a organizado en función a parámetros del modelo.[3] . . . . .	26
9.	Cuerpo de <i>psocoptera</i> alado. [45] . . . . .	27
10.	Cuerpo de <i>psocoptera</i> alado. Especimen capturado . . . . .	28
11.	Morfología de la cabeza [45] . . . . .	29
12.	Morfología de la cabeza [47] . . . . .	30
13.	Morfología y variaciones de <i>psocoptera</i> [49] . . . . .	32
14.	Ejemplo de funciones costo dependientes de parámetro $x$ . . . . .	33
15.	Diagrama modelo unicycle de robot e-puck . . . . .	35
16.	Metodología de investigación iterativa . . . . .	38
17.	Regiones de comportamiento . . . . .	40
18.	Función costo . . . . .	41
19.	Formación sin colisiones . . . . .	42
20.	Formación con dirección y curvatura . . . . .	43
21.	Frame de vídeo sobre comportamiento natural . . . . .	43
22.	Frame de vídeo sobre comportamiento natural . . . . .	44
23.	Reducción de expansión durante consenso . . . . .	45
24.	Frame de vídeo sobre comportamiento natural . . . . .	45
25.	Frame de vídeo sobre comportamiento natural al desplazarse comparado con simulación . . . . .	46
26.	Resultados variando cantidad de agentes . . . . .	48
27.	Resultados variando el ángulo de giro o repelencia . . . . .	49
28.	Resultados variando el ángulo muerto o de visión . . . . .	50

29.	Resultados variando el tamaño de los agentes en BL (Body Lenght) . . . . .	51
30.	Variación de polarización respecto a $r_2$ . . . . .	52
31.	Variación de polarización respecto a $r_2$ . . . . .	52
32.	Variación de polarización respecto a $r_3$ . . . . .	53
33.	Variación de polarización respecto a $r_3$ . . . . .	53
34.	Distribución de sensores infrarrojos en robot e-puck . . . . .	56
35.	Esquema de control PID para posición . . . . .	56
36.	Obtención de datos de la señal entrante . . . . .	58
37.	Obtención de datos de la señal entrante . . . . .	59
38.	Resultados en plataforma Webots . . . . .	60
39.	Resultados de primera simulación sin controlar colisiones . . . . .	69
40.	Enjambre de <i>psocoptera</i> encontrado en un árbol . . . . .	70
41.	Fotografía cercana de espécimen . . . . .	70
42.	Fotografía cercana de espécimen . . . . .	71
43.	Fotografía cercana de espécimen . . . . .	71
44.	Psocopteras sobre superficie blanca para observación . . . . .	72

---

Lista de cuadros

---

1. Características del robot e-puck . . . . . 34



Este trabajo de graduación consiste en una investigación cuyo objetivo principal es el desarrollo de un algoritmo bioinspirado en el comportamiento de los insectos de la familia psocoptera. La investigación se realizó con la metodología científica y tomando en cuenta los pasos a seguir para obtener resultados fiables. De esta forma se plantearon hipótesis sobre el comportamiento de los insectos y, en base a estas, se desarrolla un algoritmo matemático que genere un comportamiento artificial similar al del modelo biológico. Es importante mencionar que este algoritmo se realizó iterativamente comprobando los diferentes planteamientos que llevaron a cumplir el objetivo principal de esta investigación.

Utilizando algoritmos de consenso se diseñó el principal mecanismo de agrupación para el comportamiento artificial generado. De esta forma, se añadieron diferentes comportamientos dependientes de las regiones de censado de cada agente y, en base a esto lograr el comportamiento observado en el grupo de insectos.

Finalmente, se logró establecer un algoritmo con los comportamientos deseados que replica en grado cualitativamente significativo al modelo biológico. Parámetros como la polarización, expansión y, en general, el comportamiento transitorio de los agentes es acertado con lo que se observa en los grupos de insectos observados.



Nature is one of the sources of inspiration and admiration for artists and scientists. Years of evolution have allowed different species to solve the problems we just faced. This paper presents the development of a swarm behavior algorithm inspired by insects of the psocoptera family. This allowed, through parameters observed and defined in earlier literature, to replicate their natural behavior in a computer simulation model.

In addition, the study of this family of insects allowed to develop a controller in the Python programming language, which allows to replicate its behavior when moving in e-puck robots in a successful way by also implementing its sensors and actuators.

Parameters such as polarization, rotation and swarm expansion were measured to compare the performance of the designed artificial model with the behavior of insects. Thus, it was determined that the designed algorithm replicates in a high degree, the behavior of the biological model and this can be implemented in a physical platform such as the e-puck robot.



El comportamiento colectivo es ampliamente observado en la naturaleza, este es una ventaja evolutiva que permite a los organismos relativamente poco complejos, realizar tareas relativamente complejas de manera óptima. Este comportamiento es de inspiración para el desarrollo de robótica móvil de manera que facilite el diseño de un comportamiento colectivo en un grupo de robots. Por otra parte, también permite experimentar con suposiciones biológicas utilizando plataformas virtuales. Así, la utilización del diseño e implementación de robótica de enjambre, trasciende las fronteras disciplinarias con el fin de la investigación y confirmación del conocimiento actual. Actualmente la investigación de robótica de enjambre bioinspirada está principalmente centrada en optimización utilizando algoritmos de colonia de hormigas o abejas. El algoritmo que se investiga en la presente tesis, está basado en mecanismos de defensa y movimiento que presentan características distintas a los mencionados anteriormente.

El objetivo principal de esta investigación es desarrollar un algoritmo bioinspirado en la familia *psocoptera* para implementación en inteligencia de robótica de enjambre. Con esto se busca diseñar una serie de comportamientos que simulen un enjambre de insectos. Para esto se plantean subobjetivos como el modelado matemático del comportamiento, la simulación ideal en computadora y el análisis del comportamiento mediante una simulación física del sistema.

Uno de los principales retos de la investigación realizada, es el modelado basado en teoría biológica, matemática y además la observación del comportamiento de los insectos. La inspiración biológica para el diseño ingenieril permite proponer nuevas teorías para abordar estudios biológicos de comportamiento o ingenieriles en el área de robótica móvil y robótica de enjambre. El avance en esta investigación permite concretar posibles algoritmos de gran utilidad como ha ocurrido anteriormente con los algoritmos de optimización de una colonia de hormigas o abejas.

Es importante aclarar que al tratarse de una investigación bioinspirada, uno de las principales formas de obtener información es la observación. Esto quiere decir que, a pesar de que se busque incluir parámetros de medición y comparación de resultados, mucha de la

comparación a realizar está dada por medio de observación y comparación entre el modelo de comportamiento natural documentado y el modelo artificial en las simulaciones por computadora.

Esta investigación está enfocada en el diseño estructurado del algoritmo que replique el comportamiento del enjambre. Esto está basado principalmente en observaciones del modelo biológico que, a través de hipótesis y experimentación, derivan a un proceso iterativo apegado al método científico de manera que se desarrolle integralmente el control y simulación de los agentes.

Finalmente es importante mencionar aclarar que el modelado y diseño de comportamiento artificial está basado en el estudio que ya existe sobre teorías de consenso y robótica de enjambre. Además, el modelado del comportamiento de la familia de insectos estudiados está apoyado en teorías biológicas que aplican a otras especies que se comportan de manera similar; por ejemplo, los peces.

La investigación del comportamiento bioinspirado en robótica de enjambre ha sido estudiado desde hace décadas con el fin de desarrollar algoritmos que permitan optimizar las tareas que presentan retos para los enjambres de robots móviles actuales. Así, se ha investigado previamente el comportamiento de insectos y otros invertebrados cuyo comportamiento social denota utilidad a la investigación y es relevante al estado actual del desarrollo de la tecnología.

## **2.1. Investigación en robótica de enjambre**

Un enjambre de robots es un sistema multi-robot auto-organizado caracterizado por una alta redundancia. Las capacidades de detección y comunicación de los robots son locales y los robots no tienen acceso a la información global. El comportamiento colectivo del enjambre de robots surge de las interacciones de cada robot individual con sus compañeros y con el entorno. Normalmente, un enjambre de robots se compone de robots homogéneos, aunque existen algunos ejemplos de enjambres de robots heterogéneos [1].

La robótica enjambre es el estudio de cómo diseñar grupos de robots que operen sin depender de ninguna infraestructura externa o de cualquier forma de control centralizado. En un enjambre de robots, el comportamiento colectivo de los robots resulta de las interacciones locales entre los robots y entre los robots y el entorno en el que actúan. El diseño de enjambres de robots está guiado por los principios de inteligencia de enjambres. Estos principios promueven la realización de sistemas que son tolerantes a fallos, escalables y flexibles. La robótica de enjambres parece ser un enfoque prometedor cuando se deben realizar diferentes actividades simultáneamente, cuando se desean alta redundancia y la falta de un solo punto de falla, y cuando no es técnicamente factible configurar la infraestructura necesaria para controlar los robots de forma centralizada. Algunos ejemplos de tareas que podrían abordarse de forma rentable mediante la robótica de enjambres son el desminado, la búsqueda y el rescate, la exploración planetaria o submarina y la vigilancia.

La robótica de enjambre tiene su origen en la inteligencia de enjambre y, de hecho, podría definirse como "inteligencia de enjambre encarnada". Inicialmente, el objetivo principal de la investigación en robótica de enjambres fue estudiar y validar la investigación biológica [2]. La colaboración temprana entre roboticistas y biólogos ayudó a la investigación robótica de enjambres, que desde entonces se ha convertido en un campo de investigación por derecho propio. En los últimos años, el enfoque de la robótica de enjambres ha ido cambiando: desde un campo bio-inspirado de robótica, la robótica de enjambres se está convirtiendo cada vez más en un campo de ingeniería cuyo enfoque está en el desarrollo de herramientas y métodos para resolver problemas reales [3].

### 2.1.1. Estado actual de la investigación

#### Diseño

El diseño de un enjambre de robots es una tarea difícil: los requisitos generalmente se expresan a nivel colectivo, pero el diseñador debe definir el hardware y el comportamiento a nivel de los robots individuales. Los robots resultantes deben interactuar de tal manera que el comportamiento global del enjambre cumpla con los requisitos deseados. Los enfoques del problema de diseño en robótica de enjambres se pueden dividir en dos categorías: diseño manual y diseño automático.

En el diseño manual, el diseñador sigue un proceso de prueba y error en el que se desarrollan, prueban y mejoran los comportamientos del robot individual hasta que se obtiene el comportamiento colectivo deseado. La arquitectura de software que se adopta más comúnmente en la robótica de enjambres es la máquina de estados finitos probabilística. Las máquinas de estado finito probabilísticas se han utilizado para obtener varios comportamientos colectivos, incluida la agregación [4], la formación de cadenas [5] y la asignación de tareas [6]. Otro enfoque común se basa en la física virtual. En este enfoque, los robots y el entorno interactúan a través de fuerzas virtuales. Este enfoque es particularmente adecuado para la organización espacial de comportamientos colectivos, como la formación de patrones [7] y el movimiento colectivo [8]. Actualmente, el principal límite del diseño manual es que depende completamente del ingenio y la experiencia del diseñador humano: diseñar un robot enjambre es más un arte que una ciencia. Todavía falta una forma sistemática y general de diseñar enjambres de robots, aunque se hayan realizado algunas propuestas preliminares [3].

En robótica de enjambres, el diseño automático se ha realizado principalmente utilizando el enfoque de robótica evolutiva [9]. Normalmente, los robots individuales están controlados por una red neuronal cuyos parámetros se obtienen a través de la evolución artificial [10]. La robótica evolutiva se ha utilizado para desarrollar varios comportamientos colectivos, incluidos el transporte colectivo [11] y el desarrollo de redes de comunicación [12]. Uno de los principales límites de la robótica evolutiva es que la definición de un entorno evolutivo efectivo es a menudo difícil y laborioso.

## Análisis

El análisis de un robot enjambre usualmente se basa en modelos. Un modelo de enjambre de robots se puede realizar en dos niveles: el nivel microscópico, que es modelar los comportamientos de los robots individuales; o el nivel macroscópico, que está modelando el comportamiento colectivo del enjambre.

Modelar el nivel microscópico implica formar una representación detallada de cada robot individual en el enjambre. Desafortunadamente, el modelado microscópico es problemático debido a la gran cantidad de robots involucrados. A menudo, el modelado microscópico se basa en simulaciones basadas en computadora [13].

Los modelos macroscópicos evitan los problemas de complejidad y escalabilidad de tener que modelar cada robot individual considerando solo el comportamiento colectivo del enjambre. Uno de los enfoques de modelado macroscópico más comunes es el uso de ecuaciones de frecuencia o diferenciales [14]. Las ecuaciones de velocidad describen la evolución temporal de la proporción de robots en un estado particular, es decir, de robots que realizan una acción específica o están en un área específica del entorno. Las ecuaciones de velocidad se han utilizado para modelar muchos comportamientos colectivos, incluidos el agrupamiento de objetos [14] y el forraje adaptativo [6]. Otro enfoque común es el uso de cadenas de Markov, que permiten a los investigadores verificar formalmente las propiedades de un robot enjambre. La teoría de control también se ha utilizado para analizar si un enjambre de robots eventualmente converge a un estado macroscópico deseado [15].

Una forma híbrida de modelar robots enjambres se basa en las ecuaciones de Fokker-Plank y Langevin [16]. Usando estas ecuaciones, uno puede modelar tanto el comportamiento del robot individual, en la forma de un componente determinista del modelo; y el comportamiento colectivo del enjambre, en forma de un componente estocástico del modelo.

## Conductas colectivas

Una gran parte del esfuerzo de investigación en robótica de enjambres se dirige hacia el estudio de los comportamientos colectivos. Los comportamientos colectivos se pueden clasificar en cinco grupos principales: comportamientos organizados espacialmente, comportamientos de navegación, comportamientos de toma de decisiones, comportamientos de interacción humana y otros comportamientos.

Los comportamientos de organización espacial se centran en cómo organizar y distribuir robots y objetos en el espacio. Ejemplos de tales comportamientos son la agregación [4], la formación de patrones [7]), la formación de cadenas [5], el autoensamblaje [17]

Recientemente, se han realizado muchos esfuerzos de investigación para cambiar las topologías de intercambio de información de la coordinación del sistema multiagente. En la comunicación, hay limitaciones en términos de ancho de banda y energía, mientras que en la detección las limitaciones están en términos de rango y resolución. También existe la posibilidad de que el vecino de un agente autónomo no permanezca como vecino todo el tiempo, puede cambiar según la situación. Por ejemplo, si la comunicación se realiza mediante el sensor directo, existe la posibilidad de que los vecinos visibles cambien con respecto al tiem-

po. De manera similar, los enlaces de intercambio de información pueden ser modificables debido a limitaciones de rango de comunicación o perturbaciones. Para lograr un consenso para una invariante en el tiempo, la topología de la comunicación es notablemente simple. Pero este no es el caso con la topología de la comunicación para ser dinámico. Al cambiar para la cinemática integral única, el valor final es constante, mientras que para la cinemática integral doble, el valor final es dinámico. Aquí, la topología dinámica se puede lograr utilizando un gráfico algebraico. La matriz de transición correspondiente al tiempo continuo, entonces la solución de los protocolos de acuerdo de tiempo continuo y tiempo discreto son modificables.

## 2.2. Algoritmo de optimización de colonia de hormigas - ACO (Ant Colony Optimization)

La optimización de colonias de hormigas (ACO, por sus siglas en inglés) es una metaheurística basada en la población que se puede usar para encontrar soluciones aproximadas a problemas difíciles de optimización.

En ACO, un conjunto de agentes de software llamados hormigas artificiales buscan buenas soluciones para un problema de optimización dado. Para aplicar ACO, el problema de optimización se transforma en el problema de encontrar la mejor ruta en un gráfico ponderado. Las hormigas artificiales (en lo sucesivo, hormigas) construyen soluciones incrementalmente moviéndose en el gráfico. El proceso de construcción de la solución es estocástico y está sesgado por un modelo de feromonas, es decir, un conjunto de parámetros asociados con los componentes del gráfico (nodos o bordes) cuyos valores son modificados en tiempo de ejecución por las hormigas.

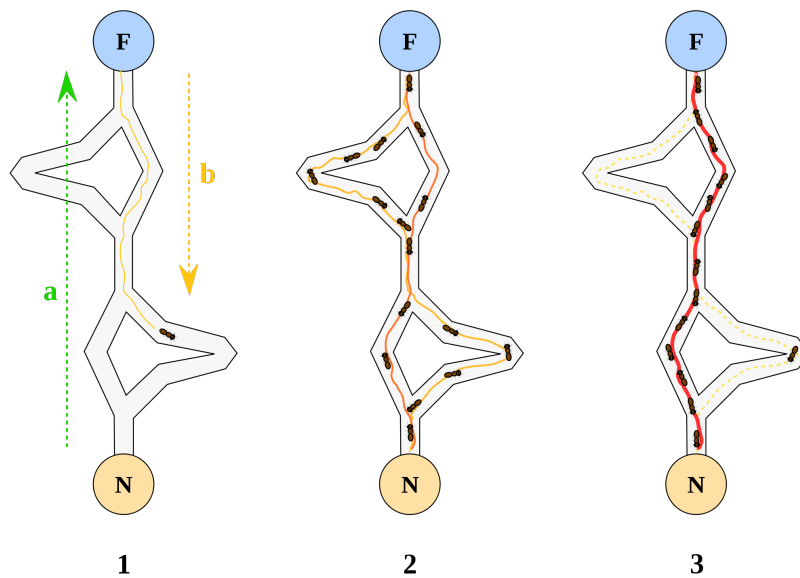


Figura 1: Desplazamiento de los agentes de acuerdo a las feromonas [18]

En ACO, las hormigas artificiales construyen una solución a un problema de optimización combinatoria atravesando un gráfico de construcción totalmente conectado, definido de la siguiente manera. Primero, cada variable de decisión instanciada  $X_i = v_{ji}$  se llama un componente de solución y se denota por  $c_{ij}$ . El conjunto de todos los componentes posibles de la solución se denota con  $C$ . Luego, el gráfico de construcción  $GC(V, E)$  se define asociando los componentes  $C$  con el conjunto de vértices  $V$  o con el conjunto de bordes  $E$ .

Un valor de camino de feromona  $\tau_{ij}$  está asociado con cada componente  $C_{ij}$ . (Tenga en cuenta que los valores de las feromonas son en general una función de la iteración del algoritmo  $t$ :  $\tau_{ij} = \tau_{ij}(t)$ .) Los valores de las feromonas permiten modelar la distribución de probabilidad de los diferentes componentes de la solución. Los valores de feromona son utilizados y actualizados por el algoritmo ACO durante la búsqueda.

Las hormigas se mueven de vértice a vértice a lo largo de los bordes del gráfico de construcción explotando la información proporcionada por los valores de la feromona y de esta manera construyendo una solución de manera incremental. Además, las hormigas depositan cierta cantidad de feromonas en los componentes, es decir, en los vértices o en los bordes que atraviesan. La cantidad  $\Delta\tau$  de feromona depositada puede depender de la calidad de la solución encontrada. Las hormigas posteriores utilizan la información sobre las feromonas como una guía hacia las regiones más prometedoras del espacio de búsqueda.

### 2.2.1. Ejemplo de su funcionamiento

La forma más fácil de entender cómo funciona la optimización de colonias de hormigas es a través de un ejemplo. Consideramos su aplicación al problema del vendedor ambulante (TSP). En el TSP se dan un conjunto de ubicaciones (por ejemplo, ciudades) y las distancias entre ellas. El problema consiste en encontrar un recorrido cerrado de una duración mínima que visite cada ciudad una y solo una vez.

Para aplicar ACO al TSP, consideramos el gráfico definido asociando el conjunto de ciudades con el conjunto de vértices del gráfico. Este gráfico se llama gráfico de construcción. Dado que en el TSP es posible moverse desde cualquier ciudad dada a cualquier otra ciudad, el gráfico de construcción está totalmente conectado y el número de vértices es igual al número de ciudades. Establecemos las longitudes de los bordes entre los vértices para que sean proporcionales a las distancias entre las ciudades representadas por estos vértices y asociamos los valores de feromonas y los valores heurísticos con los bordes del gráfico. Los valores de feromonas se modifican en el tiempo de ejecución y representan la experiencia acumulada de la colonia de hormigas, mientras que los valores heurísticos son valores dependientes del problema que, en el caso del TSP, se configuran para ser el inverso de las longitudes de los bordes.

Las hormigas construyen las soluciones de la siguiente manera. Cada hormiga comienza desde una ciudad seleccionada al azar (vértice del gráfico de construcción). Luego, en cada paso de la construcción se mueve a lo largo de los bordes del gráfico. Cada hormiga guarda una memoria de su trayectoria, y en pasos subsiguientes elige entre los bordes que no conducen a vértices que ya ha visitado. Una hormiga ha construido una solución una vez que ha visitado todos los vértices del gráfico. En cada paso de la construcción, una hormiga escoge probabilísticamente el borde a seguir entre los que conducen a vértices aún no visi-

tados. La regla probabilística está sesgada por los valores de las feromonas y la información heurística: cuanto mayor sea la feromona y el valor heurístico asociado a un borde, mayor será la probabilidad de que una hormiga elija ese borde en particular. Una vez que todas las hormigas han completado su recorrido, la feromona en los bordes se actualiza. Cada uno de los valores de la feromona se reduce inicialmente en un cierto porcentaje. Cada borde recibe una cantidad de feromona adicional proporcional a la calidad de las soluciones a las que pertenece (hay una solución por hormiga).

Este procedimiento se aplica repetidamente hasta que se cumple un criterio de terminación.

### 2.3. Algoritmo de optimización de colonia de abejas - ABC (Artificial Bee Colony)

El algoritmo Artificial Bee Colony (ABC) es un algoritmo meta-heurístico basado en enjambres que fue introducido por Karaboga en 2005 [19] para optimizar problemas numéricos. Fue inspirado por el comportamiento de forrajeo inteligente de las abejas de miel. El algoritmo se basa específicamente en el modelo propuesto por Tereshko y Loengarov [20] para el comportamiento de forrajeo de las colonias de abejas. El modelo consta de tres componentes esenciales: abejas forrajeras empleadas y desempleadas, y fuentes de alimentos. Los primeros dos componentes, abejas forrajeras empleadas y desempleadas, buscan fuentes de alimentos ricos, que es el tercer componente, cerca de su colmena. El modelo también define dos modos principales de comportamiento que son necesarios para la autoorganización y la inteligencia colectiva: el reclutamiento de forrajeros para fuentes ricas de alimentos, lo que da como resultado una retroalimentación positiva y el abandono de fuentes pobres por parte de los forrajeros que causan una retroalimentación negativa.

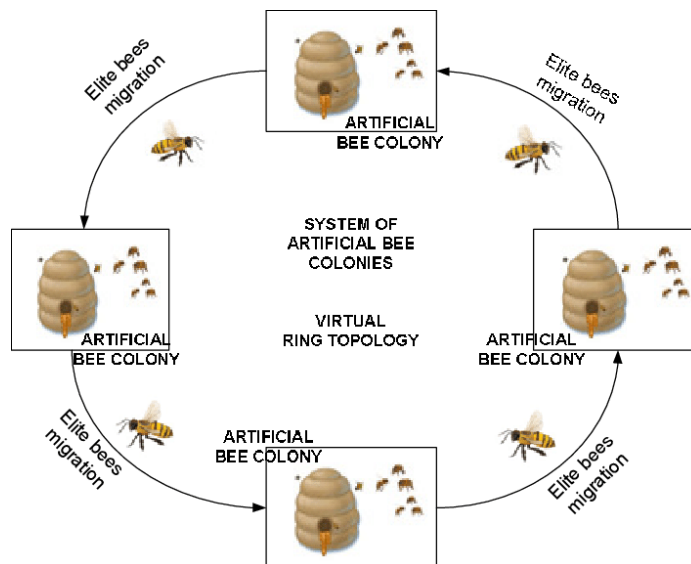


Figura 2: Comportamiento de algoritmo de abejas [21]

En ABC, una colonia de abejas forrajeras artificiales (agentes) buscan fuentes de alimentos artificiales ricos (buenas soluciones para un problema dado). Para aplicar ABC, el problema de optimización considerado se convierte primero al problema de encontrar el mejor vector de parámetros que minimice una función objetivo. Luego, las abejas artificiales descubren al azar una población de vectores de solución iniciales y luego los mejoran de forma iterativa empleando las estrategias: avanzando hacia soluciones mejores por medio de un mecanismo de búsqueda de vecinos y abandonando las soluciones pobres.

En ABC, la colonia de abejas artificiales contiene tres grupos de abejas: abejas empleadas asociadas a fuentes de alimentos específicas, abejas curiosas que observan la danza de las abejas empleadas dentro de la colmena para elegir una fuente de alimentación, y las abejas exploradoras que buscan fuentes de comida al azar. Tanto los espectadores como los exploradores también se llaman abejas desempleadas. Inicialmente, todas las posiciones de fuente de alimento son descubiertas por las abejas exploradoras. A partir de entonces, el néctar de las fuentes de alimentos es explotado por las abejas empleadas y las abejas curiosas, y esta explotación continua en última instancia hará que se agoten. Luego, la abeja empleada que estaba explotando la fuente de alimento agotada se convierte en una abeja exploradora en busca de otras fuentes de alimento una vez más. En otras palabras, la abeja empleada cuya fuente de alimento se ha agotado se convierte en una abeja exploradora. En ABC, la posición de una fuente de alimento representa una posible solución al problema y la cantidad de néctar de una fuente de alimento corresponde a la calidad (condición física) de la solución asociada. El número de abejas empleadas es igual al número de fuentes de alimentos (soluciones) ya que cada abeja empleada está asociada con una y solo una fuente de alimentos.

Las abejas desempleadas consisten en dos grupos de abejas: abejas observadoras y exploradoras. Las abejas empleadas comparten la información de su fuente de alimento con las abejas que esperan en la colmena y luego, de manera probabilística, las abejas eligen sus fuentes de alimento dependiendo de esta información. En ABC, una abeja observadora elige una fuente de alimento según los valores de probabilidad calculados utilizando los valores de aptitud proporcionados por las abejas empleadas. Para este propósito, se puede utilizar una técnica de selección basada en el estado físico, como el método de selección de la rueda de la ruleta.

Las abejas desempleadas que eligen sus fuentes de alimentos al azar se llaman exploradoras. Las abejas empleadas cuyas soluciones no pueden mejorarse a través de un número predeterminado de pruebas, especificadas por el usuario del algoritmo ABC y denominadas "límite.<sup>o</sup> criterios de abandono.<sup>em</sup> este documento, se convierten en exploradoras y sus soluciones se abandonan. Luego, los exploradores convertidos comienzan a buscar nuevas soluciones, al azar. Por ejemplo, si la solución  $x_m \rightarrow$  ha sido abandonada, la nueva solución descubierta por el explorador que fue la abeja empleada de  $x_m \rightarrow$  puede definirse. Por lo tanto, las fuentes que inicialmente son pobres o que se han hecho pobres por la explotación se abandonan y surge un comportamiento de retroalimentación negativa para equilibrar la retroalimentación positiva.

## 2.4. Algoritmo de optimización de cardumen de peces

En la naturaleza, los peces pueden descubrir el área más nutritiva por búsqueda individual o siguiendo a otros peces, el área con mucho más pescado es generalmente más nutritiva. La idea básica de la AFSO es imitar los comportamientos de los peces, como re-azar, enjambrar y seguir con la búsqueda local de peces para alcanzar el óptimo global (Li 2003). El entorno en el que vive una FA es principalmente el espacio de la solución y es el estado de otras AF. Su próximo comportamiento depende de su estado actual y su estado ambiental local (incluida la calidad de las soluciones de la pregunta en la actualidad y los estados de los compañeros cercanos). Una FA influiría en el medio ambiente a través de sus propias actividades y las de sus compañeros. Una nueva técnica de computación evolutiva, AFSO se propuso por primera vez en 2002 [22]. Los AFSO poseen características atractivas similares del algoritmo genético (AG), como la independencia de la información del gradiente de la función objetivo, la capacidad de resolver problemas complejos de alta dimensión no lineales. Además, pueden lograr una velocidad de convergencia más rápida y requieren pocos parámetros para ajustarse. Mientras que la AFSO no posee los procesos de cruce y mutación utilizados en GA, por lo que podría realizarse más fácilmente. AFSO también es un optimizador basado en la población. El sistema se inicia primero en un conjunto de soluciones potenciales generadas al azar, y luego realiza la búsqueda del óptimo de forma interactiva [23].

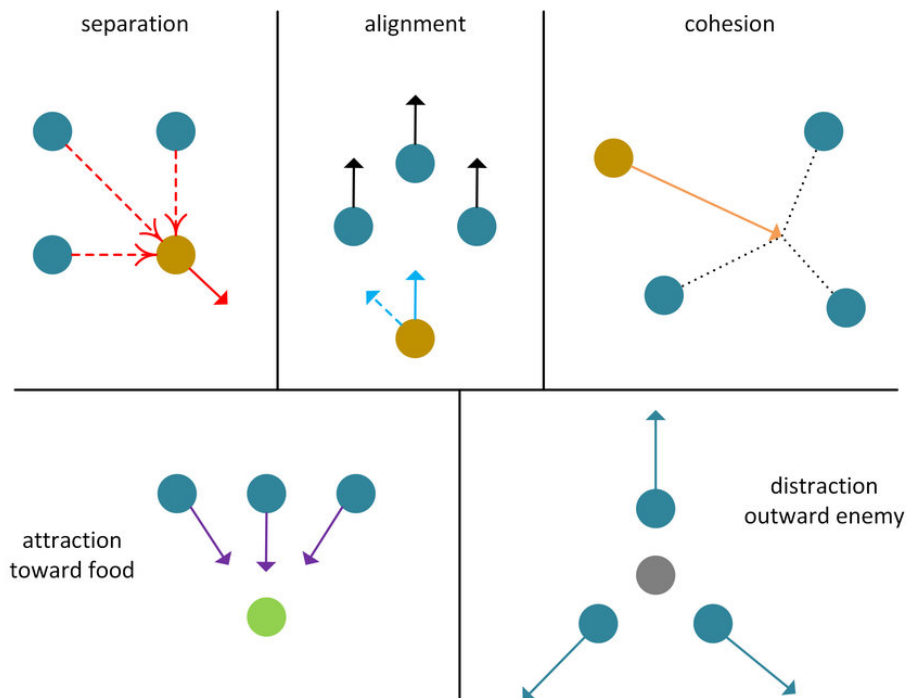


Figura 3: Comportamiento de algoritmo de peces [24]

Principalmente se basa en los siguientes principios:

- Cálculos simples en todos los individuos (es decir, peces)
- Varios medios para almacenar información (es decir, el peso de los peces y el baricentro del cardumen)
- Cálculos locales (es decir, la natación se compone de componentes distintos)
- Comunicaciones bajas entre individuos vecinos (es decir, los peces deben pensar de manera local pero también ser socialmente conscientes)
- Control centralizado mínimo (principalmente para el autocontrol del radio de la escuela)
- Algunos mecanismos de diversidad distintos (esto para evitar comportamientos de flockado no deseables)
- Escalabilidad (en términos de complejidad de las tareas de optimización y búsqueda)
- Autonomía (es decir, capacidad de autocontrol funcional)

## 2.5. Plataformas de investigación swarm

### Jasmine

Jasmine es una plataforma de micro-robótica para la investigación de enjambres. Originario de la Universidad de Stuttgart. El objetivo principal de este proyecto es desarrollar un micro robot barato, confiable y capaz de enjambre que pueda reproducirse fácilmente incluso en casa. Este robot permite construir un sistema de enjambre a gran escala (100 y más robots) para investigar la autoorganización artificial, los fenómenos emergentes, el control en grandes grupos robóticos, etc. Esta investigación busca comprender el principio subyacente del procesamiento, adaptación y aprendizaje de la información y el conocimiento para el diseño y desarrollo de sistemas autónomos muy limitados.

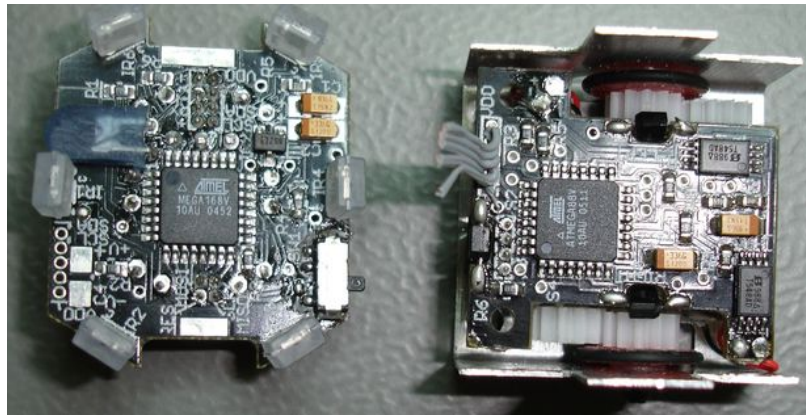


Figura 4: Robot Jasmine [25]

## Kilobots

Kilobot es un sistema robótico de bajo costo y fácil de usar para avanzar en el desarrollo de "enjambres" de robots que pueden programarse para realizar funciones útiles mediante la coordinación de interacciones entre muchas personas. Estos enjambres están inspirados en insectos sociales, como las colonias de hormigas, que pueden buscar y encontrar fuentes de alimentos de manera eficiente en entornos complejos grandes, transportar colectivamente objetos grandes y coordinar la construcción de nidos y puentes en dichos entornos.

Siguiendo esta inspiración de la naturaleza, los enjambres de robots podrían algún día atravesar los escombros para encontrar sobrevivientes, monitorear el medio ambiente y eliminar contaminantes, ayudar a la disminución de las poblaciones de abejas en los cultivos de polinización y autoensamblarse para formar estructuras de soporte en edificios derrumbados. El Kilobot está diseñado para proporcionar a los científicos un banco de pruebas físico para avanzar en la comprensión del comportamiento colectivo y aprovechar su potencial para ofrecer soluciones para una amplia gama de desafíos.

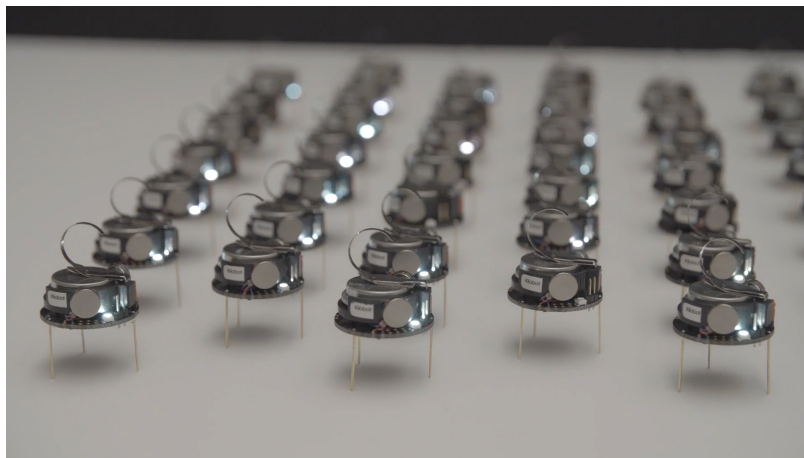


Figura 5: Kilobot [26]

## Robotarium

El proyecto Robotarium proporciona una plataforma de investigación de robótica enjambre a la que se puede acceder de forma remota y que sigue siendo de libre acceso para cualquiera. Actualmente, la investigación en robótica requiere inversiones significativas en términos de mano de obra y recursos para participar competitivamente. Sin embargo, creemos que cualquier persona con ideas nuevas y sorprendentes debería poder ver sus algoritmos implementados en robots reales, en lugar de simplemente simulados. Para hacer realidad esta visión, hemos creado un laboratorio de robótica de acceso remoto donde cualquiera puede cargar y probar sus ideas en hardware robótico real.



Figura 6: Plataforma Robotarium [27]

## 2.6. Software Matlab

El software MATLAB (laboratorio de matrices) es un entorno de computación numérica de paradigmas múltiples y un lenguaje de programación patentado desarrollado por MathWorks. MATLAB permite manipulaciones matriciales, trazado de funciones y datos, implementación de algoritmos, creación de interfaces de usuario e interfaz con programas escritos en otros lenguajes, incluidos C, C++, C, Java, Fortran y Python.

Aunque MATLAB está destinado principalmente a la computación numérica, una caja de herramientas opcional utiliza el motor simbólico MuPAD, lo que permite el acceso a las capacidades de computación simbólica. Un paquete adicional, Simulink, agrega simulación gráfica multidominio y diseño basado en modelos para sistemas dinámicos e integrados.

A partir de 2018, MATLAB tiene más de 3 millones de usuarios en todo el mundo. [28] Los usuarios de MATLAB provienen de diversos entornos de ingeniería, ciencia y economía.

## 2.7. Software de simulación Webots

Webots es un simulador de robot 3D gratuito y de código abierto utilizado en la industria, la educación y la investigación. El proyecto Webots comenzó en 1996, inicialmente desarrollado por el Dr. Olivier Michel en el Instituto Federal Suizo de Tecnología (EPFL) en Lausana, Suiza y luego desde 1998 por Cyberbotics Ltd. como un software con licencia patentada.

Webots incluye una gran colección de modelos libremente modificables de robots, sensores, actuadores y objetos. Además, también es posible construir nuevos modelos desde cero o importarlos desde el software CAD 3D. Al diseñar un modelo de robot, el usuario especifica

las propiedades gráficas y físicas de los objetos. Las propiedades gráficas incluyen la forma, dimensiones, posición y orientación, colores y textura del objeto. Las propiedades físicas incluyen la masa, el factor de fricción, así como el resorte y las constantes de amortiguación. La dinámica de fluidos simple está presente en el software.

Webots utiliza una bifurcación del ODE (Open Dynamics Engine) para detectar colisiones y simular dinámicas de cuerpo rígido. La biblioteca ODE permite simular con precisión las propiedades físicas de los objetos, como la velocidad, la inercia y la fricción.

Webots incluye un conjunto de sensores y actuadores utilizados con frecuencia en experimentos robóticos, p. Lidares, radares, sensores de proximidad, sensores de luz, sensores táctiles, GPS, acelerómetros, cámaras, emisores y receptores, servomotores (rotacionales y lineales), sensor de posición y fuerza, LED, pinzas, giroscopios, brújula, IMU, etc.

Los mundos de Webots se almacenan en archivos .wbt multiplataforma cuyo formato se basa en el lenguaje VRML. También es posible importar y exportar mundos u objetos de Webots en el formato VRML. Los usuarios pueden interactuar con una simulación en ejecución en cualquier momento, es decir, es posible mover los robots y otros objetos con el mouse mientras se ejecuta la simulación. Los webots pueden transmitir una simulación en navegadores web utilizando WebGL.

El estudio de algoritmos bioinspirados permite explorar nuevas soluciones a problemas de la robótica de enjambre. Por ejemplo, el planteamiento de algoritmos de desplazamiento o defensa del enjambre de manera que se garantice la supervivencia de la mayor cantidad de agentes posibles. De esta forma el modelado artificial de fenómenos biológicos que, evolutivamente han solucionado ciertos problemas, permite recaudar información para el modelado artificial de agentes con comportamiento bioinspirado que sean más eficientes y que implementen este comportamiento colectivo de manera nativa.

La aplicación de algoritmos bioinspirados en *psocoptera* de robótica swarm, tiene impactos positivos en el desarrollo de estrategias de movilización para grandes números de agentes robóticos y además sus posibles aplicaciones optimización en transporte y protección mutua que puede ayudar económicamente a sistemas de robots móviles ya existentes ante posibles amenazas. También la movilización en masa compacta puede ser benéfica para los robots de búsqueda durante desastres permitiendo una robustez física del enjambre que permita sobrevivir a más agentes y así cumplir mejor su función; teniendo así un impacto social importante en el sector de gestión y mitigación de riesgos entre otros.

Las propiedades de los sistemas robóticos de enjambre los hacen atractivos en varios dominios de aplicación potenciales. El uso de robots para enfrentar tareas peligrosas es claramente atractivo, ya que elimina o reduce los riesgos para los humanos. La naturaleza peligrosa de estas tareas implica un alto riesgo de perder robots. Por lo tanto, se requiere un enfoque tolerante a las fallas, haciendo de las tareas peligrosas un dominio de aplicación ideal para enjambres de robots. Ejemplos de tareas peligrosas que podrían abordarse con enjambres de robots son el desminado, la búsqueda y el rescate, y la limpieza de derrames tóxicos.

Las aplicaciones potenciales para enjambres de robots son aquellas en las que es difícil o incluso imposible estimar de antemano los recursos necesarios para realizar la tarea. Por ejemplo, asignar recursos para gestionar una fuga de petróleo puede ser muy difícil porque a menudo es difícil estimar la producción de petróleo y prever su evolución temporal. En estos casos, se necesita una solución que sea escalable y flexible. Un enjambre de robots podría ser

una solución atractiva: los robots se pueden agregar o eliminar a tiempo para proporcionar la cantidad adecuada de recursos y cumplir con los requisitos de la tarea específica. Ejemplo de tareas que pueden requerir una cantidad de recursos a priori desconocida son la búsqueda y el rescate, el seguimiento y la limpieza.

Otro posible dominio de aplicación para la robótica de enjambres son tareas que deben realizarse en entornos grandes o no estructurados, en los que no hay una infraestructura disponible que pueda usarse para controlar los robots, por ejemplo, no hay una red de comunicaciones disponible o un sistema de localización global. Los robots enjambres podrían emplearse para tales aplicaciones porque pueden actuar de manera autónoma sin la necesidad de ninguna infraestructura o cualquier forma de coordinación externa. Ejemplos de tareas en entornos no estructurados y grandes son la exploración, la vigilancia, el desminado, la búsqueda y el rescate planetarios extraterrestres o submarinos.

Algunos entornos pueden cambiar rápidamente con el tiempo. Por ejemplo, en una situación posterior a un terremoto, los edificios podrían colapsar, lo que cambiaría la distribución del entorno y crearía nuevos peligros. En estos casos, es necesario adoptar soluciones que sean flexibles y puedan reaccionar rápidamente a los eventos. La robótica de enjambres podría utilizarse para desarrollar sistemas flexibles que puedan adaptarse rápidamente a las nuevas condiciones operativas. Ejemplo de tareas en entornos que cambian con el tiempo son el patrullaje, la recuperación de desastres y la búsqueda y rescate.

### 4.1. Objetivo general

Desarrollar un algoritmo bioinspirado en la familia *psocoptera* para implementación en inteligencia de robótica de enjambre.

### 4.2. Objetivos específicos

- Desarrollar un modelo matemático artificial que simule el comportamiento colectivo de un enjambre de insectos de la familia *psocoptera*.
- Implementar una simulación en Matlab que permita replicar el comportamiento del modelo diseñado.
- Implementar el algoritmo bioinspirado en la plataforma Webots y validarlo con el modelo simulado por computadora y el fenómeno vivo.



En este capítulo se describe el alcance que tendrá esta investigación respecto a los objetivos y a dónde se quiere llegar con los resultados obtenidos. Respecto a cada objetivo específico se describirá el alcance que se tendrá, y esto explicará de mejor manera cómo se espera cumplir con el objetivo principal.

### **5.1. Desarrollar un modelo matemático artificial que simule el comportamiento colectivo de un enjambre de insectos de la familia *psocoptera*.**

Se espera modelar matemáticamente un modelo artificial basado en la ecuación de consenso vectorial, diseñando las funciones peso y las características de movimiento que simulen el comportamiento de un enjambre de insectos de esta familia. El modelado de esta función estará basado en los trabajos realizados anteriormente para otras especies como hormigas, abejas o peces.

### **5.2. Implementar una simulación en Matlab que permita replicar el comportamiento del modelo diseñado.**

Se traducirá el modelo matemático e implementará en la plataforma Matlab para simular el comportamiento del enjambre artificial. Aquí será observable el fenómeno de consenso del enjambre. Este objetivo también permitirá validar que el modelo matemático presente un comportamiento como el esperado.

### **5.3. Implementar el algoritmo bioinspirado en la plataforma Webots y validarlo con el modelo simulado por computadora y el fenómeno vivo.**

La simulación en la plataforma Webots permitirá acercarse más al fenómeno físico de manera que facilite la futura implementación en robots reales. Para esta etapa se planea replicar los comportamientos principales de consenso en los robots con el modelo mecánico del robot. Esta etapa apunta a ser implementado a futuro, sin embargo no se busca replicar exactamente lo que se simulará en Matlab puesto que aquí no se contará con condiciones ideales y el objetivo es más de aplicación ingenieril que observación científica como el objetivo anterior.

Es importante también hacer mención sobre la diferencia que existe entre las capacidades de sentido de los insectos estudiados y la plataforma física de los robots e-puck. Los ojos compuestos, las antenas y la recepción vibratoria y de viento en las patas de los insectos permiten dar mucha información sobre el ambiente exterior. En este caso, con los agentes físicos se utilizarán únicamente sensores de distancia para simular la visión y sentido del medio ambiente. Además de la comunicación con señales enviadas y recibidas por los agentes para determinar sus posiciones y poses relativas.

## 6.1. Algoritmos de consenso de partículas

En comparación con un robot móvil / agente único autónomo, que solo ejecuta misiones en solitario, Se puede lograr una mejor capacidad operativa y eficiencia a partir de sistemas multiagentes que están operando de manera coordinada. Debido a la capacidad de manejar abundantes recursos computacionales que son integrado en un agente autónomo le permite mejorar las capacidades operativas efectivas a través de un trabajo cooperativo en equipo de agentes múltiples en aplicaciones militares y civiles [29]. Así que mediante el uso de múltiples agentes sistemas, ciertos objetivos globales se pueden lograr a través de la detección, el intercambio de información utilizando comunicación, computación y su control. Se ha puesto una cantidad significativa de esfuerzo de investigación en el control cooperativo de agentes múltiples sistemas en la última década. En el consenso de control cooperativo, los agentes comparten su información.

Esta información puede llevar a lograr objetivos comunes de grupo, posición relativa. Información o algoritmos de control comunes. El enfoque basado en el comportamiento se ha utilizado para que los investigadores examinen las características sociales de animales e insectos para aplicar los resultados del control de coordinación al diseño de sistemas multiagentes. En la referencia [30] Reynolds presentó tres reglas básicas de cohesión, separación y alineación. Donde cohesión significa permanecer cerca de todos los vecinos cercanos, separación significa evitar la colisión y alineación significa hacer coincidir las velocidades con los agentes restantes. Introduciendo los movimientos agregados. De un sistema multiagente, el autor generó la primera animación en la computadora. Además, por dinámica. topologías, el modelo de Viscek es muy importante, que se puede clasificar como un tipo especial de un modelo de comportamiento con las reglas de Reynolds.

Un protocolo de consenso es una regla de comunicación que especifica el intercambio de información dentro de una red, entre un agente y todos sus vecinos cercanos. Si el intercambio de información entre agentes permite una comunicación continua o el ancho de banda de la comunicación es significativamente grande, entonces se usa una ecuación diferencial para

modelar el estado de la información. De manera similar, si los datos de intercambio de información llegan en paquetes discretos, la ecuación en diferencias se usa para modelar el estado de la información de cada agente. Las tres áreas principales que se han cubierto en la red de consenso son el algoritmo de consenso, la topología de la red y la tasa de convergencia. Entonces, en esta sección, hay una revisión de los aspectos teóricos recientes de los problemas de consenso de múltiples agentes.

Para poder permitir el intercambio de información entre un sistema multiagente, se suele modelar el sistema como un conjunto de grafos dirigidos o no dirigidos, donde los vertices representan a los agentes y los bordes representan los *links* de intercambio de información entre los agentes. Un par  $(V, E)$ , modelado como grafo dirigido donde  $V = 1, \dots, n$  es un conjunto no vacío de nodos finitos tal que  $E \subseteq V \times V$  y este es llamado conjunto límite. El vecino del agente  $i$ ésimo se denota como  $N_i = \{j \in V : (i, j) \in E\}$ . Para los bordes  $(i, j)$ ,  $i$  se muestra como un nodo donde  $j$  es un nodo hijo. Que el borde  $(i, j) \in E$ , significa que el agente  $j$  puede actualizarse desde el agente  $i$  pero para el agente  $i$  esto no es posible. Contrario a un grafo dirigido, un grafo no dirigido puede declararse como un tipo especial de grafo dirigido donde pares no ordenados forman nodos. El borde  $(i, j) \in E$  hace referencia al agente  $i$  y  $j$  y su capacidad de recibir actualizaciones entre ellos  $(i, j)$  e  $(j, i)$ .

En un grafo dirigido, si existe un camino dirigido entre cada uno de los nodos, entonces este se conoce como fuertemente conectado. De manera similar, en un grafo no dirigido, si existe conexión entre todos los nodos este se conoce como un grafo conectado. Un nodo es llamado raíz si tiene conexiones directas para los nodos restantes sin tener un nodo superior.

Para un grafo dirigido con un conjunto de nodos  $V = 1, \dots, n$  la matriz de adyacencia  $A = [a_{ij}] \in R^{n \times n}$  es definida como una matriz de peso positivo donde  $a_{ij} = 1$  si  $(i, j) \in E$  y  $a_{ij} = 0$  para  $(j, i) \notin E$ .

## Ecuación de consenso

La ecuación de contexto es la el modelo general para establecer consenso entre partículas y en lo que se estará basando el desarrollo del modelado matemático.

$$xy \vee \bar{x}z \vee yz = xy \vee \bar{x}z \quad (1)$$

El consenso o resolución de los términos  $xy$  y  $\bar{x}z$  es  $yz$ . Es la conjunción de todos los literales únicos de los términos, excluyendo el literal que aparece sin negar en un término y negado en el otro. Si  $y$  incluye un término que se niega en  $z$  (o viceversa), el término de consenso  $yz$  es falso; en otras palabras, no hay un término de consenso.

El término de consenso o consenso de dos términos conjuntivos de una disyunción se define cuando un término contiene el literal  $a$  y el otro literal  $\bar{a}$  es una oposición. El consenso es la conjunción de los dos términos, omitiendo tanto como  $\bar{a}$ , y literales repetidos. El consenso no está definido si hay más de una oposición.

## 6.2. Modelado de consenso biológico

Los fenómenos colectivos en grupos de animales han atraído mucha atención en los últimos años, convirtiéndose en uno de los temas más candentes en etología. Hay varias razones para esto. Por un lado, la agrupación de animales proporciona un ejemplo paradigmático de autoorganización, donde el comportamiento colectivo emerge en ausencia de control centralizado respecto al mecanismo de formación de grupos, donde las reglas locales aplican para los individuos.

Conducir a un estado global coherente, es muy general y trasciende la naturaleza detallada de sus componentes. En este sentido, el comportamiento animal colectivo es un tema de gran interés interdisciplinario. Por otro lado, hay varias cuestiones importantes relacionadas con la función biológica de la agrupación y su éxito evolutivo. La investigación en este campo cuenta con una serie de modelos teóricos, pero con resultados mucho menos empíricos para comparar. Por esta razón, incluso si los mecanismos generales a través de los cuales se logra la autoorganización se comprenden bien cualitativamente, todavía falta una prueba cuantitativa de los supuestos de los modelos. Los nuevos análisis en grupos grandes, que requieren procedimientos tecnológicos sofisticados, pueden proporcionar los datos empíricos necesarios.

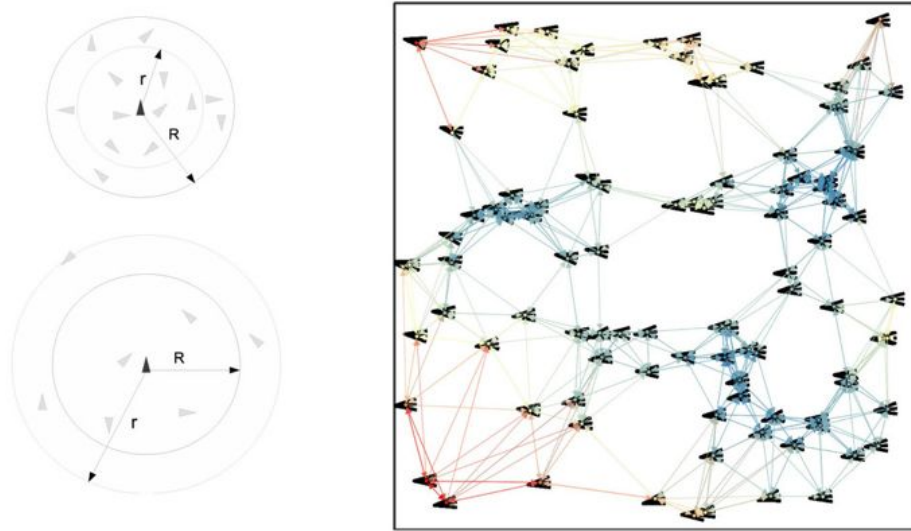


Figura 7: Interpretación de consenso biológico [31]

El comportamiento colectivo en grupos de animales es un fenómeno generalizado en sistemas biológicos, a escalas y niveles de complejidad muy diferentes. Bandadas de aves se reúnen en el gallinero al atardecer [32], bancos de peces que se asientan bajo el agua [33], enjambres de insectos [34], senderos de hormigas [35], manadas de mamíferos [36], son Sólo algunos ejemplos de comportamiento colectivo, que son familiares para muchos de nosotros. El comportamiento colectivo no solo se observa en insectos sociales, como las hormigas o las abejas, que están genéticamente relacionados y cooperan dentro de la colonia, sino también en agregaciones de individuos *egoístas* no relacionados, como peces o aves. En muchos casos, se forman grupos cohesivos, que actúan en conjunto con una coordinación y adaptabilidad notables, y se mantienen espontáneamente por la atracción mutua de los miembros.

En todos los ejemplos anteriores, el comportamiento colectivo emerge en ausencia de control centralizado: los miembros individuales actúan sobre la base de cierta información local limitada, que proviene de la interacción con los vecinos o la deposición de productos químicos, y esta información fluye a través del sistema produciendo patrones colectivos. El ejemplo de aves en bandada es paradigmático: cada ave individual vuela en la misma dirección que su vecinos, y esta tendencia local da lugar a un rebaño en movimiento coherente. Este mecanismo, que produce patrones globales a partir de reglas locales, se conoce como autoorganización [37].

En física, por ejemplo, los fenómenos de ordenación y las transiciones de fase han dominado la investigación teórica y experimental en los últimos 50 años. En este contexto, el origen y la aparición del comportamiento colectivo se han comprendido con gran detalle, y es por esto que la física a menudo se considera una fuente de inspiración para interpretar y modelar fenómenos colectivos en otros campos. Hay al menos dos hechos principales, que ocurren en los sistemas físicos y pueden ser relevantes para otros disciplinas:

- Un sistema de unidades individuales (partículas, momentos magnéticos, etc.) que interactúan localmente en el espacio puede generar, bajo condiciones apropiadas, un estado ordenado con propiedades globales colectivas.
- Los mecanismos que conducen al comportamiento colectivo son muy generales; por ejemplo, las características a gran escala de muchas transiciones orden-desorden no dependen de los detalles de la interacción local sino solo de algunas características generales del sistema (como la dimensionalidad del espacio o la naturaleza de la variable que describe el orden). Se conoce como universalidad [38].

Estas dos propiedades, la localidad de las interacciones y la universalidad, se han probado a fondo en la física. Aún así, proporcionan un paradigma más amplio también en otros campos. Hoy en día es una idea muy bien aceptada en biología que las agregaciones de individuos sujetos solo a reglas locales de comportamiento pueden auto-organizarse en grupos complejos coherentes, como en los sistemas físicos.

El tema de la generalidad es más sutil. Si la autoorganización representa un principio exhaustivo también en los sistemas biológicos es una pregunta abierta [39]. Las unidades individuales están en este caso mucho más complejo que las partículas, dotado de habilidades cognitivas y diversificado de una especie a otra. Es razonable que la complejidad individual sea redundante y que solo unas pocas características sean necesarias para explicar la formación del grupo [40]. Aún así, en algún momento, las especificidades del individuo pueden llegar a ser cruciales. No existe un criterio *a priori* para decidir qué es relevante y qué no lo es; esto a menudo depende de la pregunta precisa que se debe abordar y de la escala a la que se observa el fenómeno colectivo. El problema del "detalle relevante" es no trivial y la analogía con la física está claramente limitada a este respecto.

Investigar el comportamiento colectivo en sistemas biológicos es, por lo tanto, una tarea complicada. Lo que puede parecer una explicación satisfactoria y general a nivel cualitativo no siempre es consistente con un análisis cuantitativo de datos empíricos, cuando las diferencias entre las especies se hacen evidentes. Una retroalimentación continua entre las observaciones empíricas y el modelado es, por lo tanto, indispensable para comprender el

origen de los fenómenos colectivos y caracterizarlos adecuadamente. Muchos análisis exitosos de sistemas autoorganizados se han realizado hasta la fecha. Aún así, la comparación entre modelos y experimentos necesita ser mejorada. Para grupos de animales tridimensionales (3D), como aves o peces, se han utilizado datos empíricos.

Los modelos de agrupación de animales basados en agentes asumen reglas de comportamiento a nivel del individuo. Se especifica una ecuación de evolución para cada agente en el sistema, y su dinámica microscópica se describe en términos de las fuerzas sociales que actúan sobre ella. Generalmente se usan para investigar sistemas como escuelas, bandadas y enjambres, donde la fuerza experimentada por un individuo se debe a que los vecinos interactúan directamente con él [36], para otros tipos de modelos basados en probabilidades y el autómata celular).

En estos sistemas se forman grupos cohesivos y polarizados, que exhiben una coordinación y adaptabilidad notables. El comportamiento colectivo es el resultado de tres reglas de comportamiento simples y generales seguidas por individuos: muévete en la misma dirección que tus vecinos; permanecer cerca de ellos; evitar las colisiones. Estas reglas se modelan utilizando tres contribuciones distintas a las interacciones entre individuos:

- Alineación de velocidades, lo que hace que las aves vecinas vuelen en la misma dirección
- La atracción, que asegura que no queden aves aisladas
- Repulsión de corto alcance, que evita la proximidad peligrosa. A nivel de grupo, estos tres componentes deben otorgar la polaridad direccional (alineación) y la cohesión de la agregación (atracción), preservando la integridad individual (repulsión de corto alcance).

Las formas precisas en que se implementan las reglas difieren de un modelo a otro, dependiendo del sistema biológico objetivo y de la opinión del modelador sobre cuáles son las suposiciones de comportamiento más razonables. En general, el modelo especifica una ecuación para la actualización de las velocidades individuales. Si  $\vec{d}$  es la dirección del movimiento del agente  $i$ , entonces su ecuación de actualización suele ser:

$$\vec{d}_i(t+1) = \frac{1}{n_{in}} \sum_{j=1}^{n_{in}} w_j \vec{d}_j(t) + \frac{1}{n_{in}} \sum_{j=1}^{n_{in}} f_{ij} \frac{\vec{r}_{ij}(t)}{|\vec{r}_{ij}(t)|} + \vec{\eta}_i(t) \quad (2)$$

Donde  $\vec{r}_{ij}$  indica el vector de distancia del agente  $i$  al agente  $j$ , e  $\vec{\eta}_i$  es un ruido estocástico que modela la incertidumbre del proceso de toma de decisiones. El primer término en el lado derecho de esta ecuación, alineación, suele ser el promedio sobre las direcciones de movimiento de los vecinos que interactúan con los  $n$  (simples o, más generalmente, con pesos  $w_j$ ). El segundo término representa la respuesta posicional a los vecinos, las "fuerzas" fijan la forma en que el agente  $j$  atrae / repele al agente  $i$ . A distancias cortas da un incremento negativo en alejarse de vecinos demasiado cercanos; en escalas más grandes, en cambio, el incremento es positivo y hacia la posición promedio de los vecinos. La mayoría de los modelos asumen que los vecinos que interactúan son aquellos dentro de una región dada en el espacio alrededor del individuo focal.

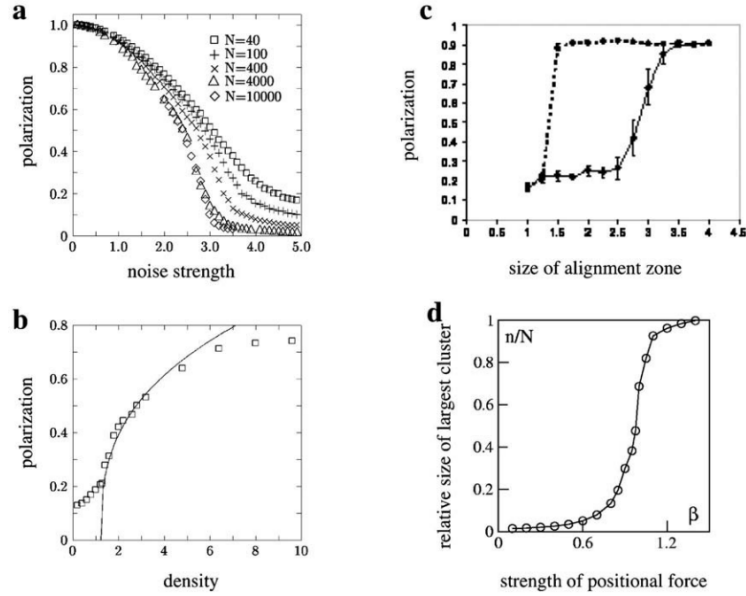


Figura 8: Cambio de movimiento desorganizado a organizado en función a parámetros del modelo.[3]

### 6.3. Simulaciones de enjambres biológicos

Los modelos basados en agentes no se pueden resolver exactamente, ya que el número de individuos es grande y el conjunto resultante de ecuaciones dinámicas acopladas formalmente no se puede tratar. Más bien, se implementan fácilmente utilizando simulaciones numéricas. El principal resultado que estos modelos nos proporcionan es general: las reglas locales pueden producir un comportamiento colectivo, con una adecuada elección de parámetros. Esta es una demostración explícita de autoorganización, que puede parecer obvia hoy en día, pero no lo fue en el pasado. Las predicciones más detalladas se refieren a características globales, como la forma y la dinámica del grupo, su velocidad promedio y la polarización (grado de alineación entre las velocidades individuales); y propiedades estructurales, como, por ejemplo, la distribución de distancias vecinas más cercanas y orientaciones mutuas, o variaciones de densidad a través del grupo.

Los modelos de movimiento auto organizado han sido ampliamente estudiados en 2D. Sin embargo, muchos grupos de animales viven en tres dimensiones, por lo que se hizo cada vez más importante extender y generalizar simulaciones numéricas también en 3D. Esto se ha hecho recientemente [41] [42] [43] mostrando que muchos de los resultados cualitativos obtenidos en 2D también se mantienen en 3D. Sin embargo, lograr la cohesión y la sincronización se vuelve más difícil, ya que la dimensión del espacio es más grande.

La cantidad utilizada para señalar la transición es la polarización, o alineación global, definida como el módulo de la velocidad promedio normalizada del grupo. En el modelo Vicsek solo se considera la alineación y los dos únicos parámetros relevantes son la intensidad y la densidad del ruido, que se define como el número de individuos  $N$  dividido por el volumen total de la caja de simulación.

- Polarización en función de la intensidad del ruido: para un ruido bajo existe una

polarización grande coherente del grupo móvil.

- Polarización en función de la densidad: el aumento de la densidad desencadena la transición al movimiento colectivo. Figuras reimpresas de Vicsek [44].

## 6.4. Familia *psocoptera*

Los *psocopteros* son un orden de insectos que se conocen comúnmente como *booklice*, Barklice o Barkflies. Aparecieron por primera vez en el período Pérmico, hace 295–248 millones de años. A menudo se los considera como los más primitivos de los hemipteroides. Existen más de 5.500 especies en 41 familias en tres subórdenes. Muchas de estas especies solo se han descrito en los últimos años.

Su tamaño varía de 1 a 10 milímetros (0,04 a 0,4 pulgadas) de longitud. Las especies conocidas como *booklice* recibieron su nombre común porque se encuentran comúnmente entre los libros antiguos, se alimentan de la pasta utilizada en el enlace. El barklice se encuentra en los árboles, inocuamente alimentándose de algas y líquenes. Ningún miembro de esta orden se considera actualmente en peligro de extinción; de hecho, en 2007, se descubrió que *Atlantopsocus adustus*, una especie nativa de Madeira y las Islas Canarias, había colonizado la suave costa de Cornualles del suroeste de Inglaterra.

En la década de 2000, la evidencia morfológica y molecular ha demostrado que los piojos parásitos (*Phthiraptera*) evolucionaron desde dentro del suborden de psocópteros Troctomorpha. En la sistemática moderna, *psocoptera* y *phthiraptera* se tratan juntos en el orden *psocodea*.

### 6.4.1. Anatomía

Los psocidos son insectos pequeños que atrapan y tienen un plan corporal relativamente generalizado. Se alimentan principalmente de hongos, algas, líquenes y detritos orgánicos de la naturaleza, pero también se sabe que se alimentan de artículos para el hogar a base de almidón, como granos, pegamentos para papel tapiz y encuadernaciones de libros. Tienen mandíbulas de masticación, y el lóbulo central del maxilar se modifica en una varilla delgada. Esta varilla se usa para sujetar al insecto mientras raspa los detritos con sus mandíbulas. También tienen una frente hinchada, ojos grandes compuestos y tres ocelos. Sus cuerpos son suaves con un abdomen segmentado. Algunas especies pueden hilar la seda de las glándulas en su boca. Pueden adornar grandes secciones de tronco y ramas en densas franjas de seda.

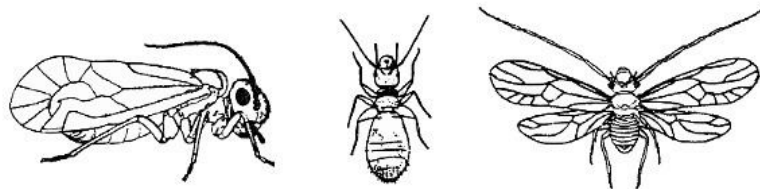


Figura 9: Cuerpo de *psocoptera* alado. [45]

Algunos psocidos tienen alas anteriores que son hasta 1.5 veces más largas que las alas posteriores, y las cuatro alas tienen un patrón de venación relativamente simple, con pocas venas cruzadas. Las alas, si están presentes, se sostienen como carpa sobre el cuerpo. Las piernas son delgadas y están adaptadas para caminar, en lugar de agarrarse, como en los piojos verdaderos. El abdomen tiene nueve segmentos, y no tiene cerco.

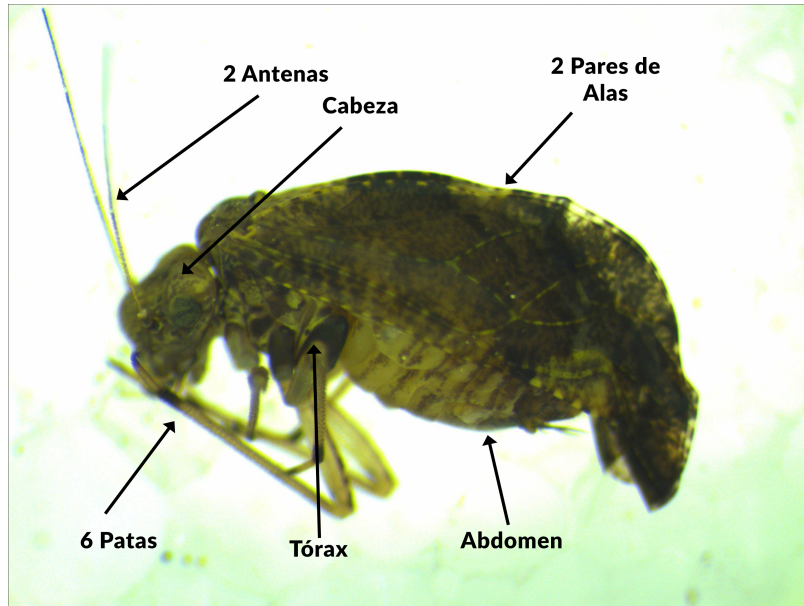


Figura 10: Cuerpo de *psocoptera* alado. Especimen capturado

A menudo hay una variación considerable en la apariencia de individuos dentro de la misma especie. Muchos no tienen alas u ocelos, y pueden tener una forma diferente al tórax. También se conocen otras variaciones más sutiles, como los cambios en el desarrollo de las setas. El significado de tales cambios es incierto, pero su función parece ser diferente de variaciones similares en, por ejemplo, pulgones. Sin embargo, al igual que los áfidos, muchos psocidos son partenogénicos, y la presencia de machos puede incluso variar entre diferentes razas de la misma especie.

#### 6.4.2. Percepción del ambiente

Los psocidos ponen sus huevos en grietas diminutas o en el follaje, aunque se sabe que algunas especies son vivíparas. Los jóvenes nacen como versiones en miniatura, sin alas del adulto. Estas ninfas generalmente mudan seis veces antes de llegar a la edad adulta. La vida útil total de un *psocids* rara vez es más que unos pocos meses.

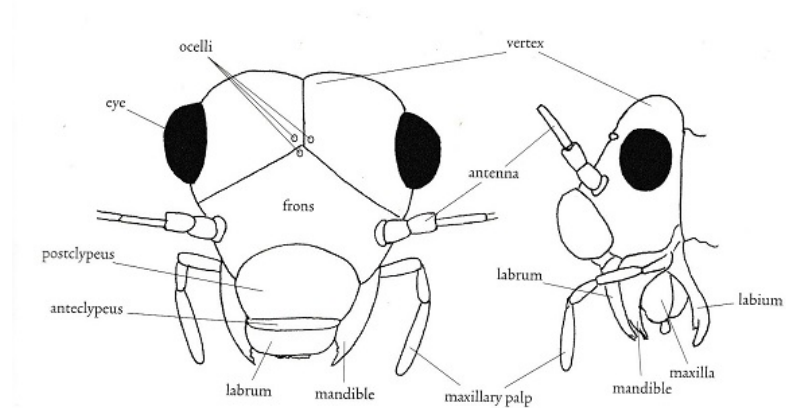


Figura 11: Morfología de la cabeza [45]

Los psocidos ponen sus huevos en grietas diminutas o en el follaje, aunque se sabe que algunas especies son vivíparas. Los jóvenes nacen como versiones en miniatura, sin alas del adulto. Estas ninfas generalmente mudan seis veces antes de llegar a la edad adulta. La vida útil total de un *psocids* rara vez es más que unos pocos meses.

El rango de Booklice es de aproximadamente 1 mm a 2 mm de longitud (1/25.<sup>a</sup> 1/13"). Algunas especies no tienen alas y se confunden fácilmente con ninfas de chinches y viceversa. Los huevos de Booklice tardan entre 2 y 4 semanas en incubarse y pueden llegar a la edad adulta aproximadamente 2 meses después. Booklice adulto puede vivir durante seis meses. Además de dañar los libros, a veces también infestan las áreas de almacenamiento de alimentos, donde se alimentan de materiales secos y almidonados. Aunque algunos *psocids* se alimentan de productos domésticos con almidón, la mayoría de los *psocids* son insectos del bosque con poco o ningún contacto con los humanos, por lo que tienen poca importancia económica. Son carroñeros y no muerden a los humanos.

Los psocids pueden afectar los ecosistemas en los que residen. Muchos psocids pueden afectar la descomposición al alimentarse de detritus, especialmente en ambientes con densidades más bajas de micro artrópodos predadores que pueden comer psocids. La ninfa de una especie de *psocidio*, *psilopsocus mimulus*, es el primer *psocoptero* conocido como talaradora de madera. Estas ninfas hacen sus propias madrigueras en material leñoso, en lugar de habitar en madrigueras vacías. Esta actividad aburrida puede crear hábitats que otros organismos pueden usar.

### 6.4.3. El ojo compuesto

El ojo compuesto no se parece en nada al ojo humano. Tenemos dos globos oculares y en cada uno tenemos una lente que enfoca la imagen en nuestra retina. Los conos nos ayudan a ver el color y las varillas nos ayudan a ver en la oscuridad. El nervio óptico es el cable que va desde el globo ocular, el centro de datos, hasta nuestro cerebro, el intérprete. Es difícil hablar sobre cuál es la resolución del ojo humano en realidad por muchas razones. Básicamente, la resolución es bastante buena y, a fin de cuentas, no requiere tanto espacio

físico para producir. [46]

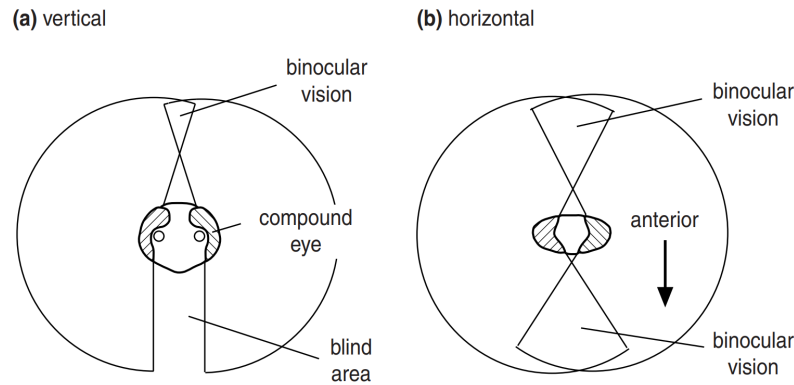


Figura 12: Morfología de la cabeza [47]

La resolución del ojo compuesto se logra de diferentes maneras. Simplemente puede agregar más unidades. Eso es básicamente lo que hizo la libélula con más de 30,000 ommatidios que tiene. Algunos insectos subterráneos solo tienen 20. Puedes hacer unidades más grandes. Puede modificar sus unidades. Esto se ha hecho en algunos grupos y definitivamente hay algunas compensaciones. Las moscas que dependen en gran medida de su visión, en su mayor parte, han aprovechado todas las opciones. Las moscas domésticas (*Musca domestica*) tienen una cantidad moderada de ommatidia, pero los machos tienen más ommatidia (3,500) que las hembras (3,400) y ojos más grandes, lo que sugiere que la visión juega un papel importante en la determinación de la pareja. De hecho, este patrón se ve fácilmente en otras dos familias de moscas, las moscas de la carne (*Sarcophagidae*) y las moscas del soplo (*Calliphoridae*) [48]. Las moscas domésticas estaban en el extremo inferior del espectro con algunos archivos Blow que se acercaban más a los 5,500 ommatidios que tienen las abejas melíferas. Si bien estas no son las 30,000 que tienen las libélulas, cada ommatidio de una mosca doméstica, una mosca de carne o una mosca voladora es más grande que la de una libélula. Además, todavía tienen mucho más que las 2,000 cucarachas americanas que tienen y las 800 que tiene *Drosophila*. Entonces lo llamaremos un buen término medio.

#### 6.4.4. Comportamiento social

Entre los psocids (Insecta, Orden Psocoptera), Archipsocidae es un grupo de organismos especialmente conocido y poco conocido donde la sociabilidad y la endogamia parecen estar asociadas de maneras que recuerdan a los sistemas sociales de arañas (por ejemplo, [49]). Las colonias de estos organismos viven bajo redes densas que giran sobre la corteza de los árboles, ramas y otras estructuras, probablemente como un dispositivo de protección contra los depredadores. Las colonias, que pueden llegar a contener cientos de individuos, son iniciadas por una sola hembra alada, aparentemente inseminada, cuya descendencia permanece unida durante toda su vida. Mockford [49] señala que si las hembras se aparean antes de abandonar la colonia parental, entonces casi todos los apareamientos en Archipsocus deben resultar en una endogamia cercana". De acuerdo con esta sugerencia, las proporciones de sexos son altamente sesgadas en las mujeres [49]. New [45] también observó que las colonias pueden fragmentarse y que las colonias vecinas también pueden unirse. No se dispone de suficiente información sobre la biología de estos organismos para comprender mejor los factores responsables de sus sistemas consanguíneos. En una especie de Florida del género Archipsocus, Mockford [49] señala que las hembras copulan solo una vez en sus vidas, mientras que los machos son capaces de copular muchas veces. Así, al menos para esta especie, la región de tolerancia a la endogamia debe ser más grande que la región bajo la diagonal, como en el caso de las arañas sociales. Además, al igual que en las arañas sociales, los costos de evitar la consanguinidad deben incluir los costos de dispersión y, suponiendo que no habrá nidos cercanos disponibles para unirse, la pérdida de beneficios de estar en un grupo y los riesgos de no encontrar pareja. A nuestro entender, no hay información disponible sobre estos costos o sobre los de la depresión por consanguinidad para estos organismos.

#### 6.4.5. Variaciones de la especie

Liposcelidae, tradicionalmente clasificada como "Psocoptera." piojos de libros son el grupo hermano de Phthiraptera (Yoshizawa y Johnson 2010). Debido al descubrimiento de un representante de Liposcelidae en el ámbar cretáceo medio de Myanmar (alrededor de 100 ma), el tiempo mínimo de divergencia entre piojos verdaderos y Liposcelidae es de 100 ma. *Cretoscelis burmitica* del ámbar de Myanmar [50], aunque no es parásito en sí mismo, proporciona un importante punto de calibración para la aparición de piojos verdaderos.

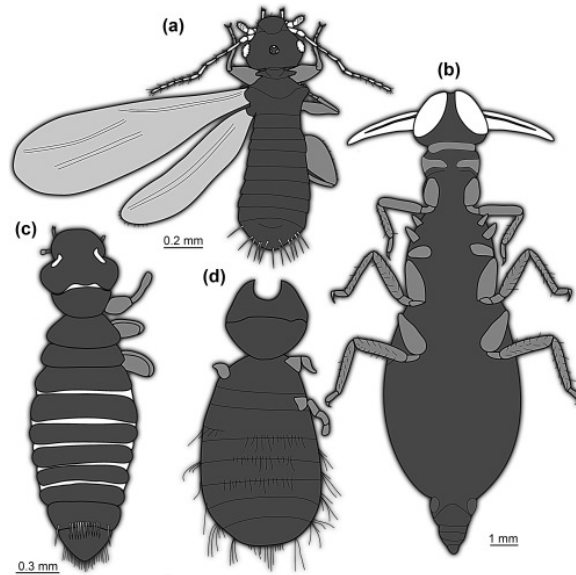


Figura 13: Morfología y variaciones de *psocoptera* [49]

#### 6.4.6. Funciones costo

Una función de costo es una función de los precios de entrada y la cantidad de salida cuyo valor es el costo de hacer esa producción dados esos precios de entrada, a menudo aplicados a través del uso de la curva de costos por las compañías para minimizar el costo y maximizar la eficiencia de la producción. Hay una variedad de aplicaciones diferentes para esta curva de costos que incluyen la evaluación de costos marginales y costos hundidos. [51]

En el modelo de costo total promedio, la relación entre el costo por unidad de producto y el nivel de producto se representa mediante un gráfico de curva. Utiliza el precio unitario del capital físico por unidad de tiempo multiplicado por el precio del trabajo por unidad de tiempo y sumado al producto de la cantidad de capital físico utilizado multiplicado por la cantidad de trabajo utilizado. Los costos fijos (capital utilizado) son estables en el modelo de corto plazo, lo que permite que los costos fijos disminuyan a medida que aumenta la producción dependiendo de la mano de obra utilizada. De esta manera, las empresas pueden determinar el costo de oportunidad de contratar más trabajadores a corto plazo. [52]

Por otro lado, la curva de costo marginal a largo plazo describe cómo cada unidad de producción se relaciona con el costo total agregado incurrido durante un largo plazo, o el período teórico en el que todos los factores de producción se consideran variables para minimizar el costo total a largo plazo. Por lo tanto, esta curva calcula el mínimo que un costo total aumentará por unidad de salida adicional. Debido a la minimización de costos durante un período prolongado, esta curva generalmente parece más plana y menos variable, lo que explica los factores que ayudan a mediar una fluctuación negativa en el costo. [52]

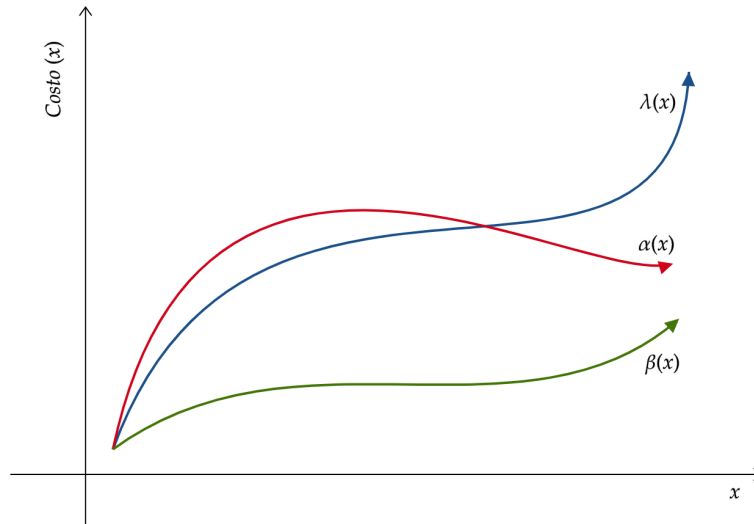


Figura 14: Ejemplo de funciones costo dependientes de parámetro  $x$

En resumen, las funciones costo permiten:

- Determinar un costo matemático para diferentes situaciones y en base a esto optimizar para una solución o situación deseada.
- Ser modeladas con el fin de representar características específicas de un modelo y estudiarlo en base a su rendimiento.
- Comprender la expresión de rasgos o características de un modelo en relación a su denotación cuantitativa.

## Robot e-puck

Realizada la simulación en Matlab del modelo matemático planteado sobre el comportamiento de los insectos, se obtuvieron resultados exitosos que, como se observa en el capítulo anterior, cualitativamente presentan similitud al modelo biológico. Por otra parte es importante mencionar que al realizar el procedimiento de diseño para la plataforma de simulación física se deben tener en cuenta factores físicos como el tamaño del agente, los límites de velocidad de los actuadores, su inercia y las colisiones con otros agentes o factores externos del ambiente como posibles obstáculos y amenazas.

Con esta simulación física se pretende establecer un controlador para los agentes que permita replicar el comportamiento observado en los modelos simulados anteriormente en condiciones ideales. Para esto, se utilizará un robot *e-puck* que, de acuerdo con el fabricante se tienen las siguientes especificaciones:

Feature	Technical information
Size, weight	70 mm diameter, 55 mm height, 150 g
Battery, autonomy	5Wh LiION rechargeable and removable battery. About 3 hours autonomy
Processor	dsPIC 30F6014A @ 60MHz (~15 MIPS)16 bit microcontroller with DSP core
Memory	RAM: 8 KB; Flash: 144 KB
Motors	2 stepper motors with a 50:1 reduction gear, resolution 0.13 mm
Speed	Max: 15 cm/s
Mechanical structure	Transparent plastic body supporting PCBs, battery and motors
IR sensors	8 infra-red sensors measuring ambient light and proximity of objects up to 6 cm
Camera	VGA color camera with resolution of 640x480 (typical use: 52x39 or 480x1)
Microphones	3 omni-directional microphones for sound localization
Accelerometer	3D accelerometer along the X, Y and Z
LEDs	8 red LEDs on the ring, green LEDs in the body, 1 strong red LED in front
Speaker	On-board speaker capable of playing WAV or tone sounds.
Switch	16 position rotating switch
Communication	Standard Serial Port (up to 115kbps), wireless: Bluetooth
Bluetooth	Bluetooth for robot-computer and robot-robot wireless communication
Remote Control	Infra-red receiver for standard remote control commands
Expansion bus	Large expansion bus to add new possibilities to your robot
Programming	C programming with the GNU GCC compiler system, free compiler and IDE (integrated development environment)
Simulation	Webots facilitates the programming of e-puck with a powerful simulation, remote control and cross-compilation system

Cuadro 1: Características del robot e-puck

## Modelado de un robot Diferencial

Para diseñar un sistema de control apropiado que permita definir la velocidad de cada actuador en las llantas de la gente, se decidió utilizar el modelo unicycle de un robot diferencial. Este modelo presenta la más simple solución para el problema planteado y permitirá Establecer un cálculo rápido tomando en cuenta que se realizará dentro del controlador de cada gente. Además, es importante mencionar que el controlador está definido con factores PID no se toman en cuenta variables de estado. Esto es realizado principalmente por la necesidad de un cálculo rápido a través del enjambre y que respondan a estímulos exteriores como posibles amenazas u obstáculos.

El robot en consideración es un robot de accionamiento diferencial de dos ruedas, donde cada rueda se conduce de forma independiente. El movimiento hacia adelante se logra cuando ambas ruedas se conducen a la misma velocidad, girando a la derecha se logra manejando la rueda izquierda a una velocidad mayor que la rueda derecha y viceversa para girar a la izquierda. Este tipo de robot móvil puede girar sobre el terreno conduciendo una rueda hacia adelante y la segunda rueda en la dirección opuesta a la misma velocidad. La tercera rueda es una rueda giratoria necesaria para la estabilidad del robot móvil. Cada rueda individual contribuye al movimiento del robot y, al mismo tiempo, impone restricciones al movimiento del robot. Se supone que las ruedas del robot no se deslizan. Se expresa por restricción no holonómica.

$$\dot{x} \sin \theta - \dot{y} \cos \theta = 0 \quad (3)$$

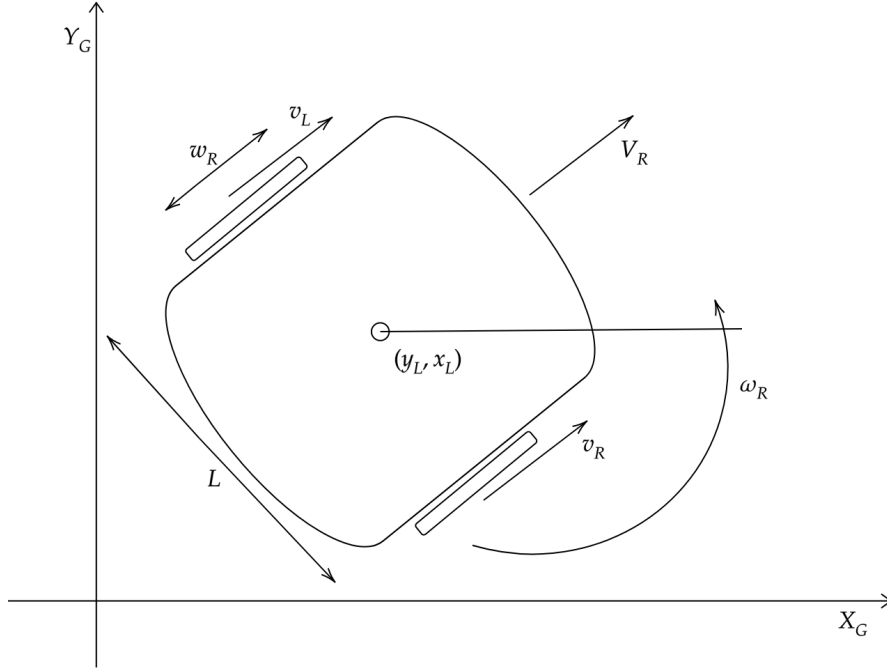


Figura 15: Diagrama modelo unicycle de robot e-puck

Tomando en cuenta el modelo unicycle del robot, se plantea que:

$$v_R = \phi_R r \quad v_L = \phi_L r \quad (4)$$

Para el vector de velocidad lineal del centro de masa del robot, se toma la media entre la velocidad lineal de cada llanta:

$$v = \frac{v_R + v_L}{2} \quad (5)$$

Con estas definiciones, es posible proceder a definir las relaciones para las velocidades angulares de cada llanta. Para esto se utiliza el concepto de centro instantáneo de rotación. Se utiliza el centro instantáneo de rotación en la llanta izquierda y posteriormente en la llanta derecha; obteniendo así que:

$$\omega = \frac{v_R}{2l} \quad \omega = \frac{-v_L}{2l} \quad (6)$$

Ahora, es posible relacionar ambas velocidades utilizando el método de superposición obteniendo así que:

$$\omega = \frac{v_R - v_L}{2l} \quad (7)$$

Finalmente es necesario transformar las velocidades para poder definir las dentro del controlador del robot y tener así disposición sobre el actuador de cada una de las mimas. Para esto se superponen las ecuaciones de velocidad angular y lineal. Obteniendo así que, para cada llanta se define:

$$\phi_R = \frac{v + \omega l}{r} \quad \phi_L = \frac{v - \omega l}{r} \quad (8)$$

Sabiendo que el centro instantáneo de rotación es  $ICC$ , se puede establecer que:

$$ICC = [x - R \sin(\theta), y + R \cos(\theta)] \quad (9)$$

A un tiempo  $t$  y una variante en el tiempo  $\delta t$  se tiene que:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\omega \delta t) & -\sin(\omega \delta t) & 0 \\ \sin(\omega \delta t) & \cos(\omega \delta t) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - ICC_x \\ y - ICC_y \\ \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} ICC_x \\ ICC_y \\ \omega \delta t \end{bmatrix} \quad (10)$$

Finalmente, con la información obtenida anteriormente es posible definir las componentes  $v$  y  $w$  para cada agente aplicando la siguiente relación:

$$\begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi \\ -\frac{1}{l} \sin \phi & \frac{1}{l} \cos \phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Con esta relación, es posible finalmente obtener los valores  $v$  y  $w$  para utilizarlos en el calculo de las velocidades angulares de cada llanta en cada agente. Así, el modelado del robot e-puck está definido y es posible utilizar el algoritmo para implementar las velocidades.

#### 6.4.7. Consideraciones

Sobre el modelado de la familia y su comportamiento se toma como referencia a todos los ejemplos observados, esto es principalmente observando el comportamiento social que mantienen a pesar de las diferencias morfológicas.

---

## Metodología de desarrollo e investigación

---

A continuación se explica la metodología con la que se llevará a cabo la investigación de la presente tesis. Para llevar a cabo el desarrollo del algoritmo basado en la familia soltera se estará pegado al método científico. Primero se realizarán observaciones de comportamiento de la especie en su estado natural y posteriormente se realizarán proposiciones con las cuales se diseñará el modelo artificial para compararlo con el modelo natural. Así pues es prudente comprender la investigación se trata de un proceso iterativo, en el que luego de proponer una posible razón de su comportamiento esta semana y se estimulará en la plataforma Matlab; esto quiere decir que si el comportamiento observado no es el esperado se realizará un cambio de prótesis y se procederá a simular nuevamente. De esta manera se tiene una metodología de observación planteamiento de pruebas, simular y descartar, implementar los resultados exitosos, y nuevamente proceder al rediseño.

Debido a que existen diferentes situaciones en las que se puede encontrar este Especimen alma de la variación que tiene la familia morfológicamente es complicado tener una sola muestra de especímenes para observar el comportamiento. En este caso se obtiene información de diferente material gráfico en la web Además del capturado para esta misma investigación. Así el comportamiento modelado está basado en una serie de muestras observadas que buscan recaudar la información general y básica del comportamiento que será Útil para su implementación en la inteligencia de robótica de enjambre. Finalmente cabe Resaltar que esta investigación Busca acercarse al modelo real a través de simulaciones matemáticas y modelos ideales de manera que permite entender mejor el porqué del comportamiento de los insectos de cualquier, forma la implementación ingenieril del modelo general puede tener relevancia al ser aplicada en modelos de movimiento y defensa para enjambres de robots.

Para la validación de datos es importante mencionar que se trata de una investigación bioinspirada en la que la mayoría de los datos tomados para diseño están basados en experiencias empíricas de la investigador que serán utilizadas para realizar el modelo artificial. Esto quiere decir que la validación de datos será mayoritariamente cualitativa cómo se ha

realizado en investigaciones anteriores. Por tanto el modelo diseñado tendrá la capacidad de expresar las características del hombre de la familia de insectos estudiada de tal manera que se comporta de la misma manera ante situaciones similares.

En conclusión la metodología de esta investigación está basada en el método científico, la obtención de la información es mayoritariamente empírica debido a que se trata de la observación del comportamiento animal y el diseño del modelo se basa en la ecuación general de consenso modificada y añadiendo parámetros para replicar el comportamiento de estos insectos modelados en dos dimensiones.

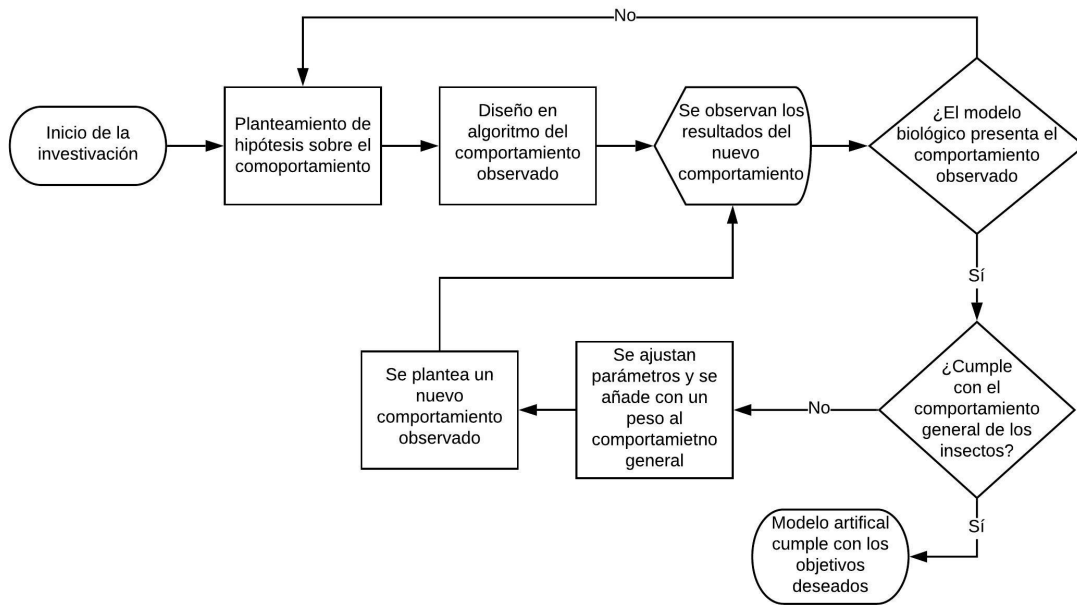


Figura 16: Metodología de investigación iterativa

---

## Diseño del modelo artificial

---

Para el diseño del modelo artificial se está basando en el modelo general de la ecuación de consenso multiagente. Debido a que se trata de un modelado de comportamiento biológico y que no se tiene certeza de todas las proposiciones es necesario realizar supuestos. Con esto se permite acercarse al modelo proponiendo y rechazando hipótesis. Así pues para comenzar con el diseño del modelo artificial se propone un estudio únicamente en dos dimensiones, un modelo de inteligencia descentralizado, y que el modelo a diseñarse está principalmente establecido por el instinto de los insectos y su capacidad de censar el medio exterior. Lo anterior mencionado es altamente importante debido a que la capacidad del Especimen para censar el contexto en el que se encuentra será de alta relevancia a su forma de comportamiento; además debe notar el comportamiento básico de un artrópodo sus características sociales permitirán encontrar el comportamiento emergente que se observa en esta familia.

Una de las principales bases del modelado está basado en la anatomía del insecto y su fisiología. Como se describe en el marco teórico este insecto tiene la capacidad de censar el medio ambiente en aproximadamente 360 grados a la redonda horizontalmente. Sin embargo esto se debe a una combinación de diferentes capacidades con las que el insecto cuenta como sus dos, ojos compuestos sus tres ojos sencillos, sus antenas y los pequeños vellos con los que puede sentir vibraciones y perturbaciones en el aire. Estas capacidades especiales serán modeladas en orden de prioridad, esto quiere decir qué ,cómo se describe en la literatura, los ojos compuestos serán la principal forma de ver el mundo y luego las demás formas de censo son complementarias. Pero el modelado se realizará basándose es su principal forma de observar el medio que lo rodea. Como es notable el insecto tiene la capacidad de distinguir distancias debido a estos órganos, esto le permite evadir obstáculos saber a qué distancia están sus similares y saber si hay amenazas acercándose o alejándose así como su dirección y velocidad. Con esto previamente dicho se modela las distintas regiones de comportamiento para el insecto una región de repelencia, una región neutral y una región de atracción.

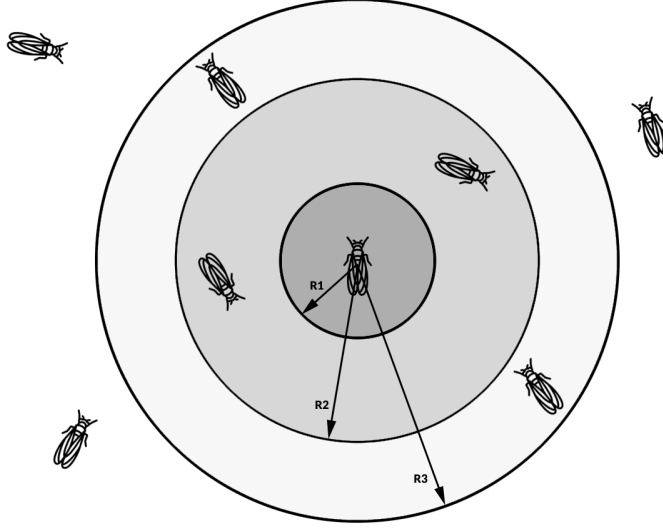


Figura 17: Regiones de comportamiento

La región de repelencia ( $R_1$ ) se describe como la región en la que el insecto se aleja de sus similares o de los obstáculos para evitar colisiones. Esto quiere decir que el insecto no se acercará hasta esta distancia mínima. Esta distancia es modelada estática durante el comportamiento de los insectos, sin embargo, puede ser modelada de manera variable dependiendo si se trata de amenazas o de los insectos de su misma especie. La región neutral ( $R_2$ ) es la región en la que se mantiene la formación; en esta región el insecto no desea alejarse ni acercarse de donde se encuentra su dirección será la misma que el promedio de la dirección del centro de masa de todo el enjambre de manera que se mueva en conjunto con el mismo. En esta región el peso ponderado de su posicionamiento en el grafo de formación no es significativo por lo que el insecto permanecerá en la misma posición de su formación. En la región de atracción ( $R_3$ ) el insecto reconoce que tiene similares cerca; esto quiere decir que él se moverá en esta dirección de manera que alcance la región neutral. Así pues, la dinámica de movimiento está planteada relacionándose directamente con la visión del insecto como este percibe las distintas regiones que se modelan. A lo largo de la investigación, estas regiones son variadas hasta obtener los resultados deseados como se mencionó anteriormente, se trata de un proceso iterativo.

Según lo explicado anteriormente se plantea un modelo general como la siguiente ecuación, esto basado en la ecuación general de consenso y luego se explicará cómo se modela la función de peso para los nexos de la formación.

$$\mathbf{d}_i(t + \Delta t) = \sum_{j \neq i} \frac{\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)}{|\mathbf{c}_j(t) - \mathbf{c}_i(t)|} + \sum_{j=1} \frac{\mathbf{v}_j(t)}{|\mathbf{v}_j(t)|} \quad (12)$$

Si la ecuación anterior representa la posición, se propone también que la velocidad sea descrita con la siguiente ecuación:

$$v_j(t) = \sum_{j=1} \lambda(n_j) + gd \quad (13)$$

Utilizando el siguiente modelo básico se observan los siguientes resultados donde se empieza a diferenciar una formación de agrupamiento en diferentes cluster y además también es notable que existe colisión entre los agentes por lo que será necesario modelar las regiones de una manera distinta para obtener mejores resultados.

Debido a los resultados obtenidos anteriormente se retoma el modelo general de una manera más flexible y Estableciendo la relación entre los agentes a través de una función costo que depende directamente de la norma de los vectores distancia entre cada gente.

$$\dot{x}_i = - \sum_{j \in N_i} w(\|x_i - x_j\|) (x_i - x_j) \quad (14)$$

Para obtener los mejores resultados es necesario modelar una función costo que como se mencionó anteriormente depende de la norma del vector distancia entre los agentes así pues esta función es modelada como un coseno hiperbólico para la aplicación necesitada. Se realizaron pruebas con funciones parabólicas y funciones polinomiales sin embargo la excentricidad de la función las pendientes que está presenta y lo manipulable que puede llegar a ser con operaciones lineales hace que esta función será ideal para modelar el costo que existe entre la relación de distancia para los agentes. Cómo se observa en la figura existe un parámetro  $\sigma$  y un parámetro  $r_f$  que permiten ser cambiados donde gama modifica la excentricidad de la función así como las pendientes en los extremos mientras que gire la desplaza en su eje de simetría.

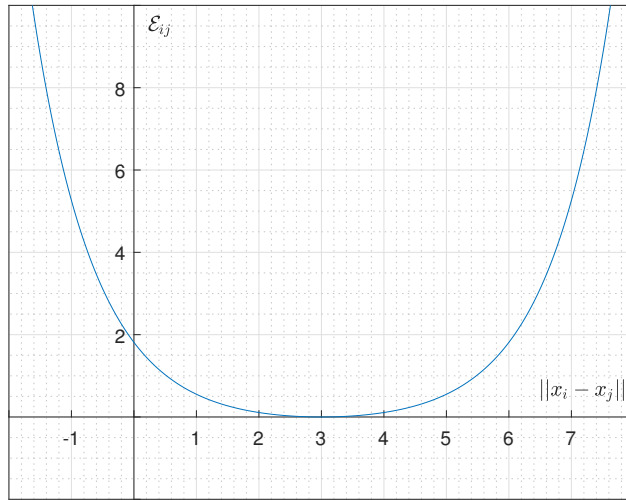


Figura 18: Función costo

Posteriormente para tener la función  $\omega$  es necesario realizar la derivada de la función costo  $\epsilon$ , así se tiene que:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathcal{E}_{i,j}}{\partial x_i} &= w_{i,j} (\|x_i - x_j\|) (x_i - x_j) \\ \omega_{ij} &= \frac{-\frac{1}{\sigma} \sinh(r_f - \|x_i - x_j\|)}{\|x_i - x_j\|}\end{aligned}$$

$$\dot{x}_i = \sum_{j \in N_i} \frac{-\frac{1}{\sigma} \sinh(r_f - \|x_i - x_j\|)}{\|x_i - x_j\|} (x_i - x_j) \quad (15)$$

Utilizando el planteamiento mencionado anteriormente se obtiene un resultado en el que ya no existen colisiones y se mantienen una formación prioritariamente elíptica esto es producto de que el centro de masa del enjambre no se encuentra en movimiento luego de que se alcanza el consenso.

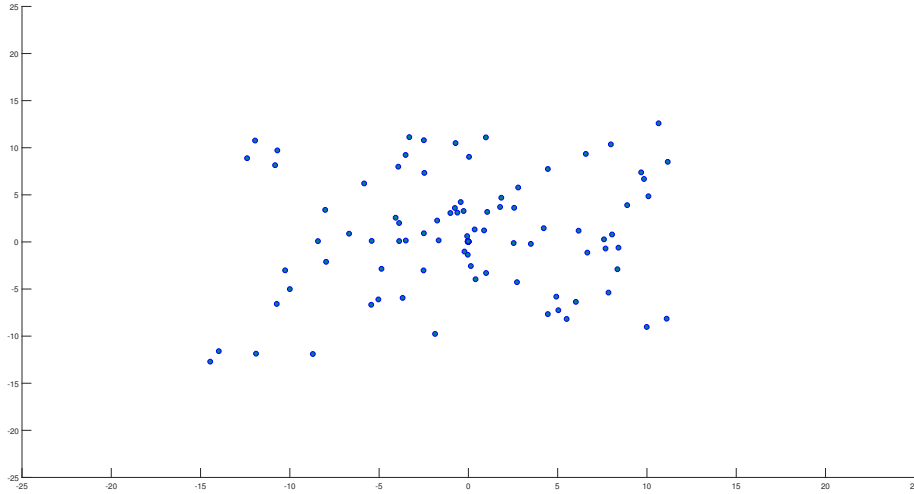


Figura 19: Formación sin colisiones

Seguido de esto se realizaron modificaciones en la simulación con el fin de observar mejor la dirección a la que se mueven los agentes. Esto se debe a que simular puntualmente no permite tener una comparación cualitativa en la manera que el modelo artificial desplaza a los agentes sobre el modelo biológico. Por tanto se modela la serie de agentes como miembros de un campo vectorial en el que cada vector corresponde a una gente. Así pues, ahora es posible determinar que es necesario implementar una rotación en la dirección de los agentes la cual es observada en los modelos biológicos esto además denota un movimiento en el centro y del enjambre en el comportamiento emergente.

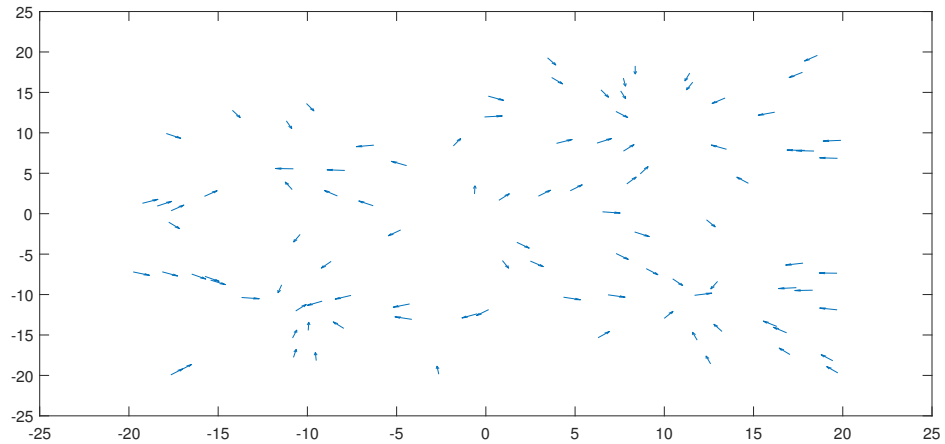
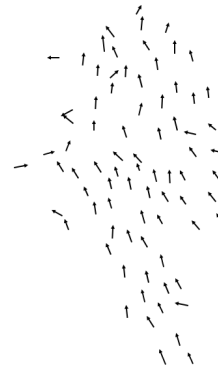


Figura 20: Formación con dirección y curvatura

Para comparar los resultados es posible analizar frames de videos que muestran el comportamiento de los insectos a los cuales se les han colocado indicadores para mostrar su dirección y así observar de mejor manera fenómenos como polarización y rotación.



(a) Posicionamiento de agentes



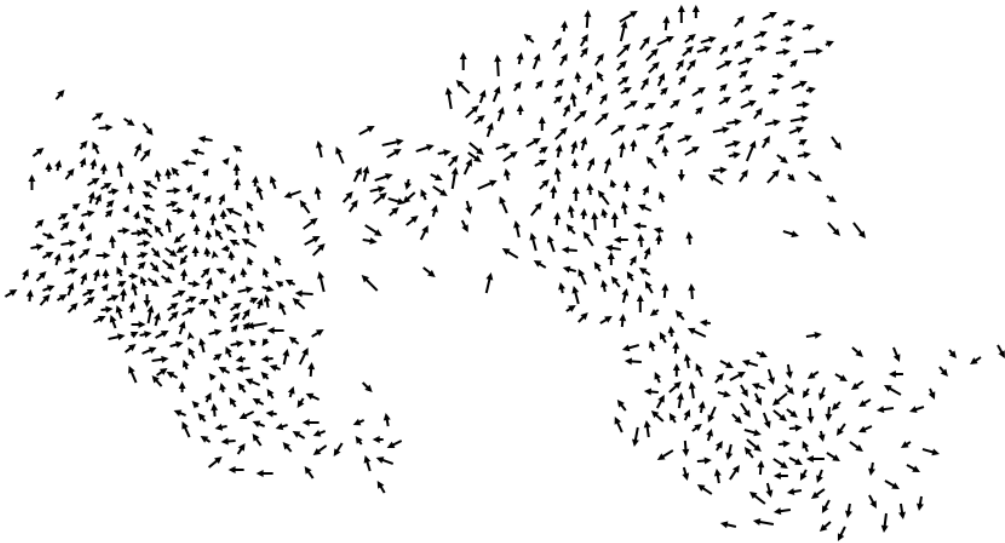
(b) Frame removido

Figura 21: Frame de vídeo sobre comportamiento natural

Estas son las primeras figuras obtenidas con el comportamiento modelado, al compararlas con el comportamiento del modelo biológico, del cual se obtuvo información utilizando frames seleccionados de videos sobre el comportamiento de los insectos. En comparación con las siguientes figuras, es notable que el posicionamiento de las figuras 19 y 20 es similar a lo obtenido con el algoritmo digital. Además se observa cierta distinción los segmentos del enjambre donde se marca la polarización y otros donde existe un comportamiento de rotación más pronunciado.



(a) Posicionamiento de los agentes en su entorno natural



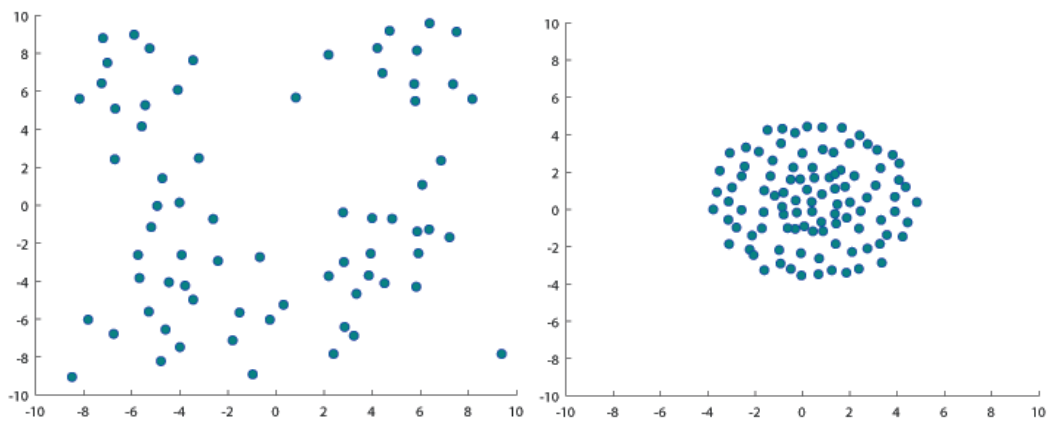
(b) Frame removido para comparación con resultado del algoritmo

Figura 22: Frame de vídeo sobre comportamiento natural

Utilizando este método es posible realizar comparaciones más significativas con el modelo natural, como se observa en las siguientes figuras:



Figura 23: Reducción de expansión durante consenso



(a) Inicio de formación

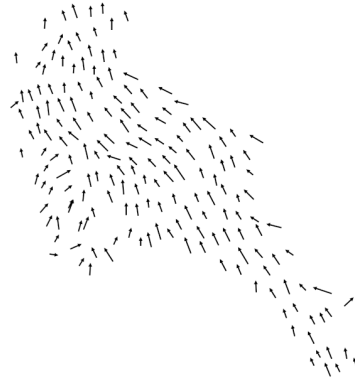
(b) Formación compacta

Figura 24: Frame de vídeo sobre comportamiento natural

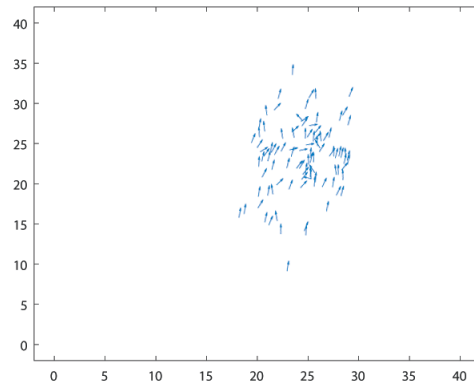
Como se observa en las figuras anteriores el comportamiento durante el compactamiento del enjambre es similar al observado en el enjambre real. La distancia entre agentes es modificable mediante el parámetro de repelencia mencionado con anterioridad. Para este caso, debido a que se trata de las primeras simulaciones, no se ha tomado en cuenta la dirección de movimiento de los agentes pues únicamente se inició estudiando el consenso de los mismos.



(a) Inicio de formación



(b) Formación compacta



(c) Simulación de desplazamiento artificial

Figura 25: Frame de vídeo sobre comportamiento natural al desplazarse comparado con simulación

---

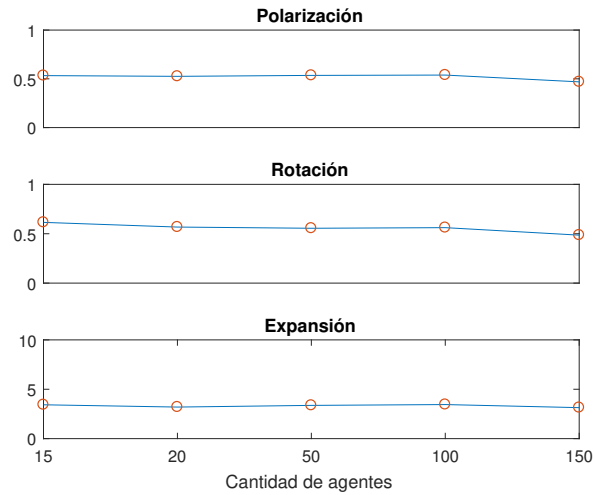
### Resultados del modelo simulado

---

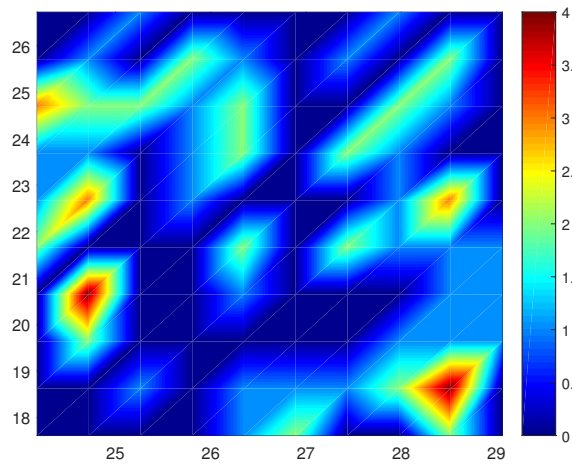
A continuación se presenta una serie de resultados que fueron obtenidos a través de una experimentación utilizando la simulación por computadora como plataforma de trabajo. De esta manera, como se observa en la serie de figuras presentadas a continuación, se buscó dar claridad a las fluctuaciones en el comportamiento que pueden darse por la variación de parámetros dentro del algoritmo bioinspirado.

Estos resultados fueron obtenidos utilizando la plataforma Matlab, la simulación se programó utilizando diferentes parámetros como el tamaño del enjambre en cantidad de agentes, el tamaño individual de cada agente, el ángulo de giro y su ángulo de visión. Como se observa en las figuras, hay parámetros que influyen directamente en el comportamiento del enjambre mientras que otros parámetros no influyen significativamente sobre el mismo. Por otra parte es importante mencionar que la variación de los parámetros es importante en el proceso de diseño ya que a través de una observación cualitativa se definen y comprueban cada uno de los comportamientos notables del modelo biológico.

Para comprender mejor los resultados obtenidos en comparación con el modelo biológico se muestran a continuación una serie de figuras obtenidas de distintos vídeos sobre el comportamiento de la familia psocoptera. Como se observará a continuación, la diferencia morfológica de los agentes en las siguientes figuras es producto de su locación y de las diferencias evolutivas que se pueden presentar en la misma familia. A pesar de esto, el comportamiento inherente a la familia es el que se está modelando.



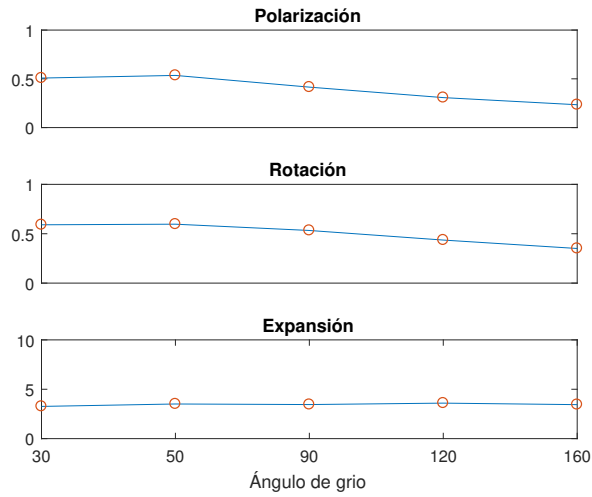
(a) Parámetros característicos



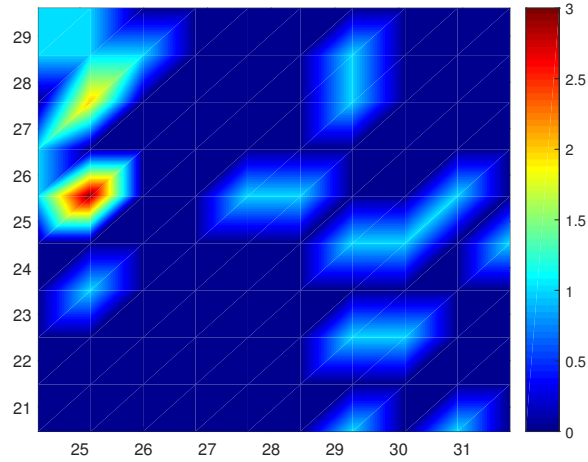
(b) Mapa de densidad en el enjambre

Figura 26: Resultados variando cantidad de agentes

Cómo se observa en la figura al variar progresivamente la cantidad de agentes desde 15 hasta 150 no existe una variación significativa en los parámetros como polarización, rotación y expansión del enjambre. Esto es debido principalmente a que el comportamiento del enjambre no dependen de la cantidad de agentes, esto únicamente modificará el tamaño del enjambre, pero no el comportamiento implícito ya que este ,como se ha demostrado anteriormente con el análisis matemático, dice que el comportamiento individual de cada gente depende de la posición relativa de los demás agentes respecto a él además de existir también un parámetro de cercanía respecto a cada gente.



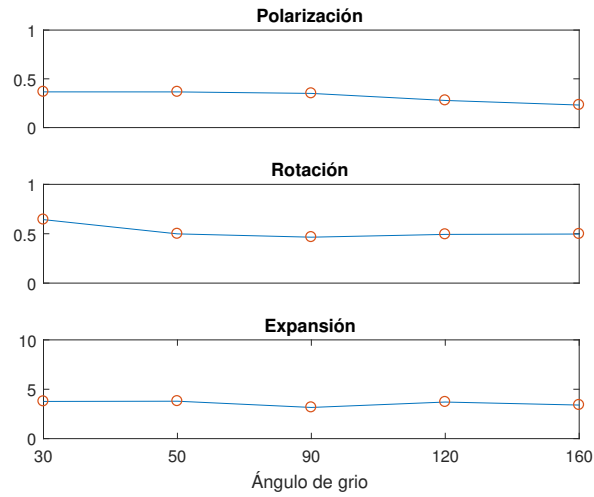
(a) Parámetros característicos



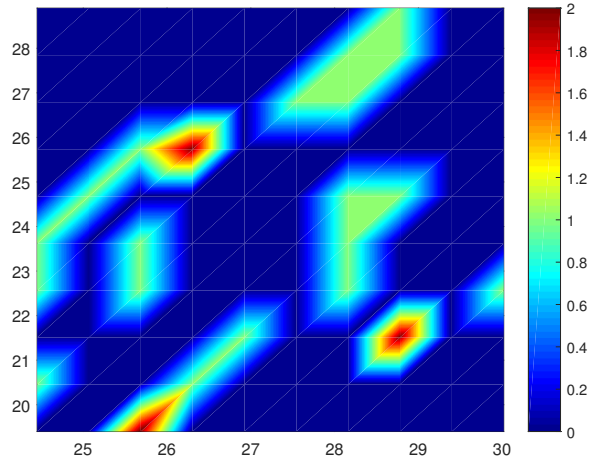
(b) Mapa de densidad en el enjambre

Figura 27: Resultados variando el ángulo de giro o repelencia

Al variar el ángulo de referencia, el cual indica a qué ángulo se alejará un agente de una amenaza o de los agentes contrarios para evitar colisiones. Es notable que el parámetro de polarización disminuye progresivamente esto es el resultado esperado debido a que al variar la dirección en la que se encuentran mientras los agentes tratan de evadir obstáculos se encontrarán viendo hacia distintas direcciones de manera aleatoria. Asimismo la rotación presenta una disminución notable y esto puede deberse a que los vectores de rotación del enjambre respecto al centro de masa también se ven afectados por el cambio de posición que estos tienen al evadir obstáculos.



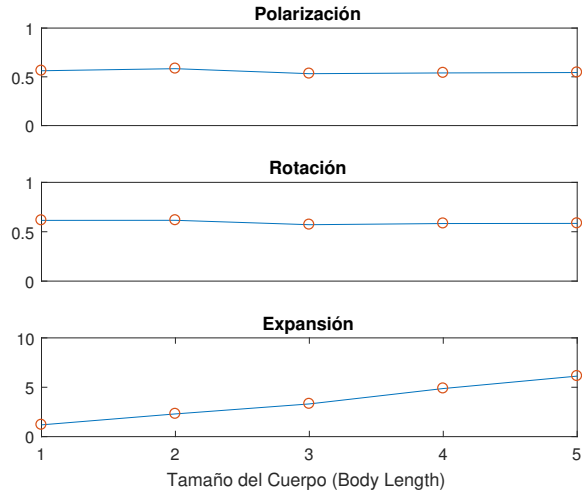
(a) Parámetros característicos



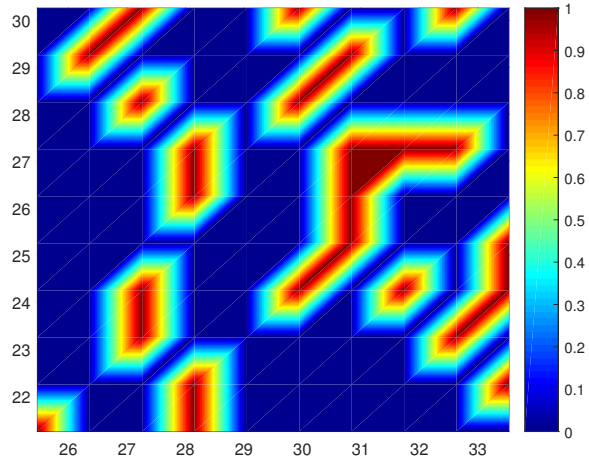
(b) Mapa de densidad en el enjambre

Figura 28: Resultados variando el ángulo muerto o de visión

Al variar el ángulo muerto ángulo de visión se puede observar una disminución en la polarización a medida que éste avanza, sin embargo el cambio no es drástico comparado con otros parámetros como el ángulo de giro. Eso se debe que a este parámetro no afecta directamente la forma de movimiento de la gente individualmente como el ángulo de giro, sino más bien afecta su forma de sensado del exterior. Esto quiere decir, que este ángulo cambia su percepción del ambiente pero no afecta directamente la forma en que se moviliza por el mismo.



(a) Parámetros característicos



(b) Mapa de densidad en el enjambre

Figura 29: Resultados variando el tamaño de los agentes en BL (Body Length)

Variando el parámetro de body length tamaño del cuerpo del agente, los parámetros de rendimiento como polarización y rotación no se ven afectados directamente. Sin embargo, la expansión del enjambre sí se ve afectada este parámetro aumenta progresivamente conforme el tamaño del agente. Este resultado es el esperado pues a medida que el tamaño individual de cada ente del enjambre aumenta esto cambiará la densidad del mismo de manera directamente proporcional.

Por otra parte, se realizó experimentación modificando parámetros como el tamaño de los radios de acción mencionados en la Figura 17.

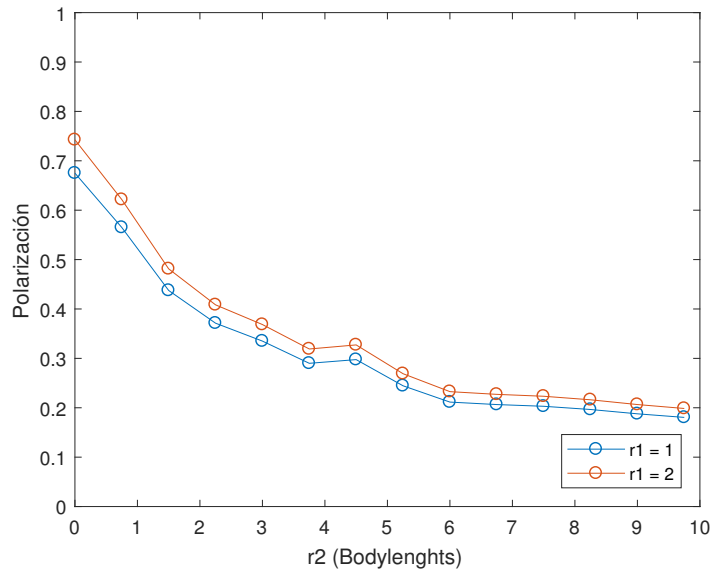


Figura 30: Variación de polarización respecto a  $r_2$

Se realizó variación progresiva del la sección de estabilidad y utilizando la región de repelencia como 1 y 2 para cada serie.

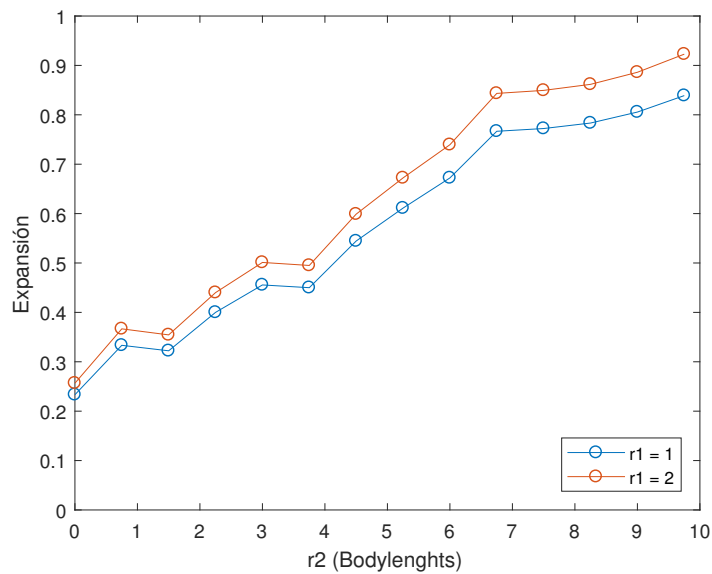


Figura 31: Variación de polarización respecto a  $r_2$

Se realizó variación progresiva del la sección de estabilidad y utilizando la región de repelencia como 1 y 2 para cada serie.

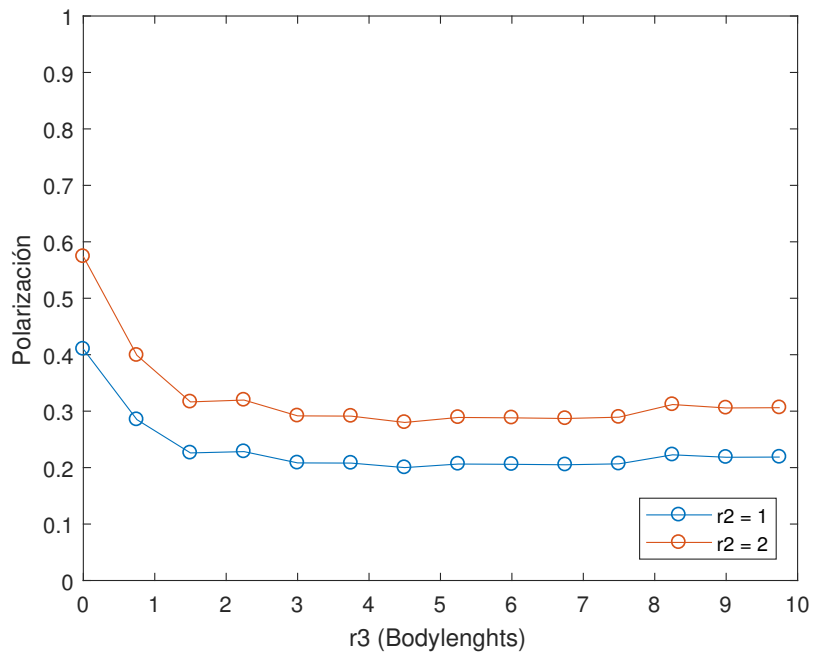


Figura 32: Variación de polarización respecto a  $r_3$   
 Se realizó variación progresiva del la sección de atracción y utilizando la región de estabilidad como 1 y 2 para cada serie.

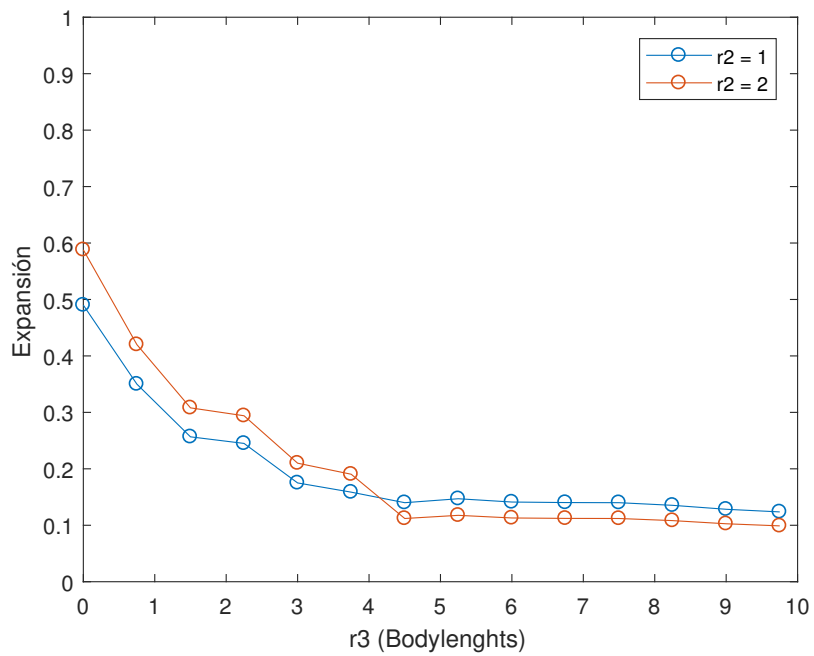


Figura 33: Variación de polarización respecto a  $r_3$   
 Se realizó variación progresiva del la sección de atracción y utilizando la región de estabilidad como 1 y 2 para cada serie.



---

## Simulación en Webots

---

Tomando en cuenta las especificaciones físicas del agente robótico a utilizar, se diseñó un controlador en el lenguaje de programación Python. Este algoritmo fue diseñado basándose en las características principales del comportamiento del modelo biológico que fueron planteadas en la simulación anterior en condiciones ideales.

Para elaborar el controlador, en este caso se incluyó un factor de comportamiento individual en el que cada robot manifiesta reacciones de Braitenberg [53] [54] de tal forma que, utilizando su capacidad de censado, este pueda reintegrarse al enjambre eventualmente. De no ser así, el sistema perdería robustez y esto además permite tener una similaridad en el comportamiento individual según el comportamiento biológico como se ha explicado anteriormente.

El robot e-puck cuenta con ocho sensores infrarrojos de distancia que le permiten conocer la distancia desde sí mismo hasta un posible obstáculo.

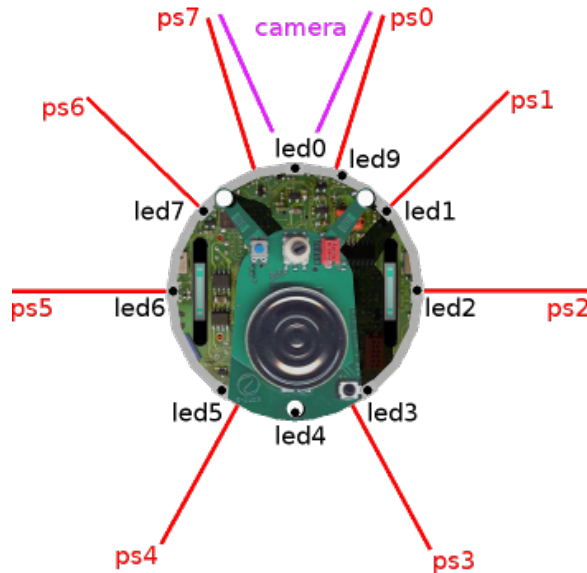


Figura 34: Distribución de sensores infrarrojos en robot e-puck

Tomando en cuenta los factores mencionados anteriormente es importante además definir el modelo del robot debido a que el algoritmo planteado está definido únicamente para partículas sin tomar en cuenta condiciones físicas como inercia tamaño y velocidad de los actuadores. En el modelo de simulación planteado en el capítulo anterior, cada Gen tiene la capacidad de desplazarse omnidireccionalmente en la dirección que el controlador le indique. Así pues esto es algo que no sucederá en el modelo físico debido a las capacidades reducidas de la gente utilizado. Sin embargo, en el controlador diseñado se estableció una serie de funciones que permiten Convertir las velocidades vectoriales individuales de cada gente a velocidades iguales de cada uno de sus actuadores para cada llanta.

## 10.1. Controlador

Como se mencionó anteriormente, para que el robot cumpla con el comportamiento de los insectos estudiados, es necesario establecer un tipo de control que permita dirigir a cada agente robótico en su trayectoria. Para esto, se utilizó un controlador PID basándose en la posición estimada de cada robot respecto a su referencia:

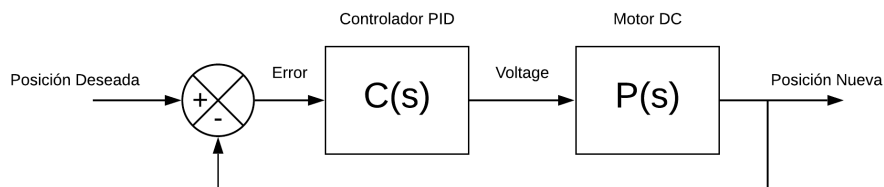


Figura 35: Esquema de control PID para posición

Basándose en el error de cada posición se establece según los parámetros  $K_p$  y  $K_o$ , que permitirán controlar la pose del robot, se establece que:

$$v = K_p e_p \quad \omega = K_o e_o \quad (16)$$

De esta manera, visualizando los resultados obtenidos en la simulación se eligieron valores de  $K_p = 0.2$  y  $K_o = 6$  ya que con estos se obtuvieron los mejores resultados en las trayectorias de los agentes.

```

1 Pseudocódigo, se calculan velocidades de llanta
2   x = velocidad_posicion1 - velocidad_posicion2
3   z = velocidad_posicion1 - velocidad_posicion2
4
5   se asignan valores a Ku y Kw
6
7   rotacion = angulo entre x y z
8
9   Control lineal
10  u = Ku*cos(rotacion)
11
12  Control rotacional
13  w = Kw*sin(bearing)
14
15  Se convierte a velocidad de ruedas
16  phiL = limitar(velocidad izquierda)
17  phiR = limitar(velocidad derecha)

```

Para la implementación del controlador del robot, se utilizó una combinación lineal de comportamientos basados en tres fases que dependen de las tres regiones de visión para cada agente. Esto quiere decir que, dependiendo de la distancia entre sí mismo y el enjambre, cada agente adoptará un comportamiento distinto. Así se han asignado pesos para el comportamiento individual y las regiones *threshold* que permitan regular este comportamiento.

El agente es capaz de conocer la posición relativa de los demás miembros a través de la función emitter y receiver de los demás agentes. De esta forma cada agente es capaz de emitir un mensaje en el cual se envía su ID, ya recibí este mensaje cada robot puede saber la distancia de donde este mensaje bien y la dirección. Así el robot es capaz de conocer la posición relativa de todos los aires que recibe y en base a esto calcular sus velocidades para moverse en dirección hacia el enjambre. Utilizando este procedimiento también es posible variar la distancia a la que un robot es capaz de recibir mensajes simulando la visión de los insectos, pero que estos no son omniscientes y tienen un ángulo muerto de visión lo cual se ha replicado en el modelo de Webots.

Como se observa el siguiente segmento de código utiliza la función en mirar para enviar la identificación propia de cada robot

A través de la función *receiver* se procesan los pings recibidos de manera que se pueda conocer información del emisor y en base a esto calcular la dirección y la fuerza de la señal lo cual es equivalente a la distancia desde la cual el mensaje fue enviado se descomponen los caracteres del mensaje y seguido a esto, se calculan las posiciones relativas de cada gente y, con esto, se registran las posiciones respecto a los demás en una lista.

Esto permite que cada robot tenga una referencia distinta sobre la posición relativa de los demás y seguido a esto desplazarse en el ambiente dirigiéndose al enjambre y la velocidad a la que el enjambre se mueve. Esta forma utilizando medidas como la media y la posición angular de los demás agentes, el agente individual puede posicionarse respecto a los demás, llevando a cabo maniobras similares a las del modelo biológico.

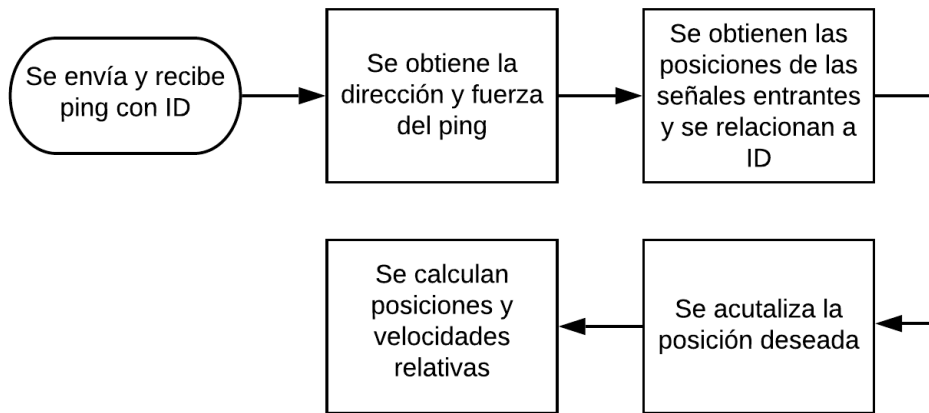


Figura 36: Obtención de datos de la señal entrante

Por último, se define el comportamiento de enjambre y el comportamiento individual basado en vehículos móviles de Braitenberg. Como se mencionó anteriormente primero se calculan las medias de posición y velocidad de los demás robots. Posteriormente dependiendo de la distancia existente entre cada agente y los tresholds definidos para poder realizar un cambio de comportamiento dependiendo la región en la que se encuentran, la gente entrará en una de tres secciones y se comportará de acuerdo a la misma.

Para esto los agentes pueden moverse hacia el centro de masa que será el movimiento de cohesión y esto dependerá de si se encuentran en el rango de visión. Así, si los agentes son capaces de ver al enjambre se desplazarán en dirección hacia el mismo. Si hay agentes que entran en el rango de alejarse quiere decir que están muy cerca del otro agente, el agente actual cambiar a su posición en un ángulo de giro que está previamente definido en base a esto evitará las colisiones. Finalmente, cada gente toma la velocidad del enjambre que ha sido calculada en base a medias geométricas.

Por último, como se mencionó en párrafos anteriores se agregan los comportamientos en base a una combinación lineal define qué comportamientos tienen más peso respecto al enjambre. Además, es importante mencionar que si uno de los agentes no se encuentra ninguna de las tres regiones este tomará un comportamiento personal basado en decisiones estocásticas y basándose en los principios de un vehículo móvil de Braitenberg.

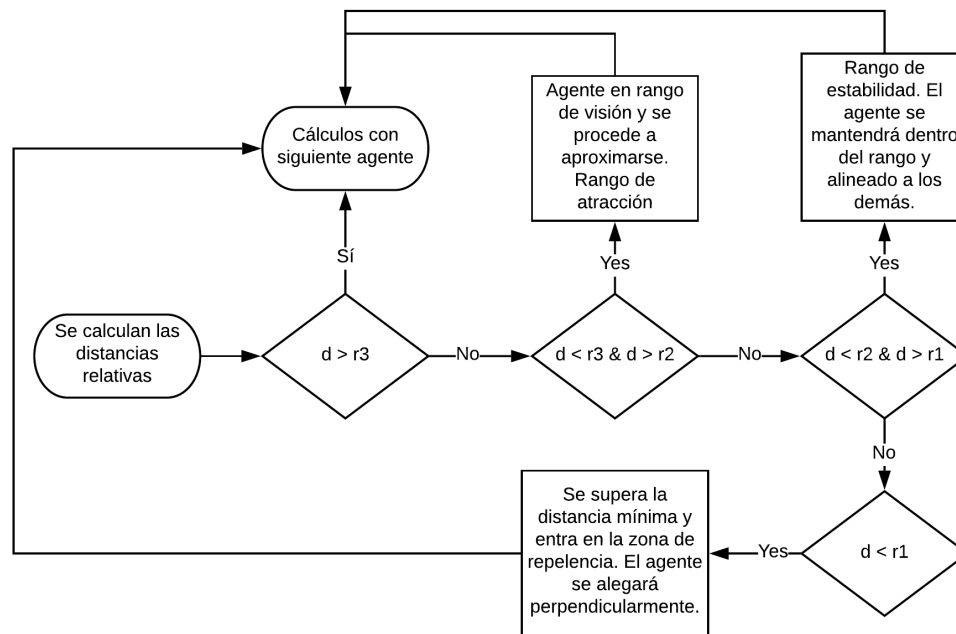
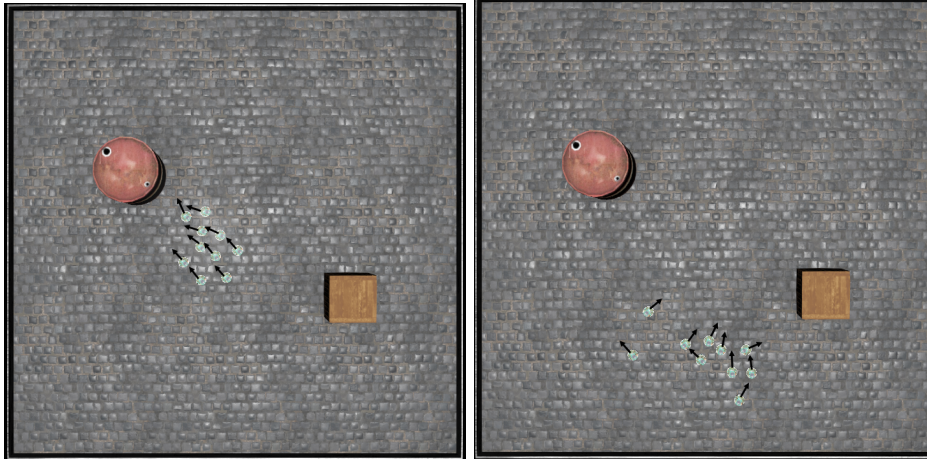


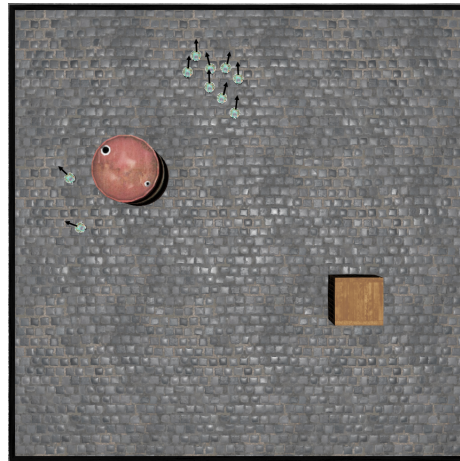
Figura 37: Obtención de datos de la señal entrante

## Entorno de simulación

Para el entorno de simulación se colocó utilería disponible en los objetos 3D proporcionados por Webots, de manera que existan obstáculos Y ligeros para demostrar el comportamiento evasivo a los objetos por parte de los robots. Para la simulación se implementaron 10 agentes con el fin de demostrar la robustez del algoritmo y su similitud cualitativo el comportamiento del modelo biológico.



(a) Inicio del movimiento y aproximación a obstáculo notable (b) Movimiento establecido y expansión notable



(c) División del enjambre

Figura 38: Resultados en plataforma Webots

- Se comprobó experimentalmente que el rendimiento del algoritmo artificial bioinspirado diseñado, cumple con las características del modelo biológico. Por lo que se ha cumplido el objetivo principal de la presente investigación.
- Se determinó un algoritmo computacional para simular el comportamiento de un enjambre de insectos de la familia psocoptera y también su implementación en simulaciones de plataformas físicas como un robot e-puck.
- El comportamiento direccional estudiado de un enjambre de insectos de la familia *psocoptera* puede cambiar de parámetros de polarización dependiendo si se trata de desplazamiento o de un comportamiento estacionario como se observa en la Figura 25.
- La variación en la cantidad de agentes en el enjambre simulado por computadora, no tiene influencia significativa sobre parámetros de rendimiento como la polarización, rotación y la expansión del enjambre como muestra la Figura 26.
- La variación del ángulo de giro o repelencia afecta directamente la polarización del enjambre, siendo máxima mientras el ángulo se minimiza como denota la Figura 27.
- El aumento en el ángulo de visión disminuye, aunque poco significativamente, la polarización de los agentes conforme este aumenta. Esto es debido a la capacidad de sentido de los mismos y que esto puede obligarlos a cambiar de dirección en sentidos totalmente opuestos como muestra la Figura 28.
- La variación en el tamaño de los agentes medio en unidades de cuerpo (Body Length) aumenta de manera directamente proporcional la expansión del enjambre. Esto es debido al cambio de densidad que existirá dentro del enjambre debido a que parámetros como las regiones de comportamiento dependen del tamaño del agente como muestra la Figura 29.



- Se recomienda realizar observación analítica a un enjambre de insectos más activo y controlado por profesionales en el tema para obtener resultados más significativos.
- Para la implementación del algoritmo en robots reales, es importante tomar en cuenta que se hace uso de todos los sensores infrarrojos del robot e-puck con el fin de evitar colisiones durante su movimiento individual.
- Si se desea utilizar un agente distinto al e-puck, se recomienda realizar experimentaciones modificando los parámetros de los algoritmos diseñados. Esto debido a que, como se demostró anteriormente, el tamaño de los agentes afecta rendimientos como la expansión del enjambre.
- Es recomendable utilizar, al menos, 10 agentes para replicar el comportamiento deseado ya que, según el comportamiento observado, los enjambres de insectos de la familia *psocoptera* se encuentran en tamaños de entre 8 y 500 agentes dependiendo la especie [33].



---

## Referencias

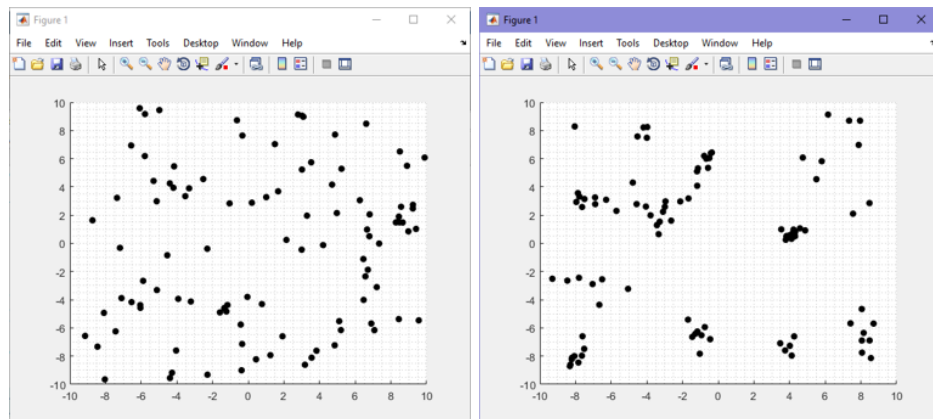
- [1] M. Dorigo, “Optimization, learning and natural algorithms”, *PhD Thesis, Politecnico di Milano*, 1992.
- [2] G. Beni, “Swarm intelligence”, *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*, págs. 1-32, 2009.
- [3] M. Brambilla, E. Ferrante, M. Birattari y M. Dorigo, “Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective”, *Swarm Intelligence*, vol. 7, n.º 1, págs. 1-41, 2013.
- [4] O. Soysal y E. Sahin, “Probabilistic aggregation strategies in swarm robotic systems”, en *Proceedings 2005 IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2005. SIS 2005.*, IEEE, 2005, págs. 325-332.
- [5] S. Nouyan, R. Groß, M. Bonani, F. Mondada y M. Dorigo, “Teamwork in self-organized robot colonies”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13, n.º 4, págs. 695-711, 2009.
- [6] W. Liu y A. F. Winfield, “Autonomous morphogenesis in self-assembling robots using IR-based sensing and local communications”, en *International Conference on Swarm Intelligence*, Springer, 2010, págs. 107-118.
- [7] E. Sahin y W. M. Spears, *Swarm Robotics: SAB 2004 International Workshop, Santa Monica, CA, USA, July 17, 2004, Revised Selected Papers*. Springer, 2005, vol. 3342.
- [8] E. Ferrante, A. E. Turgut, C. Huepe, A. Stranieri, C. Pinciroli y M. Dorigo, “Self-organized flocking with a mobile robot swarm: a novel motion control method”, *Adaptive Behavior*, vol. 20, n.º 6, págs. 460-477, 2012.
- [9] F. Mondada, L. M. Gambardella, D. Floreano, S. Nolfi, J.-L. Deneuborg y M. Dorigo, “The cooperation of swarm-bots: Physical interactions in collective robotics”, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 12, n.º 2, págs. 21-28, 2005.
- [10] V. Sperati, V. Trianni y S. Nolfi, “Self-organised path formation in a swarm of robots”, *Swarm Intelligence*, vol. 5, n.º 2, págs. 97-119, 2011.

- [11] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni y col., “Ant system: optimization by a colony of cooperating agents”, *IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 26, n.º 1, págs. 29-41, 1996.
- [12] F. Fu, C. Hauert, M. A. Nowak y L. Wang, “Reputation-based partner choice promotes cooperation in social networks”, *Physical Review E*, vol. 78, n.º 2, pág. 026 117, 2008.
- [13] J. Kramer y M. Scheutz, “Development environments for autonomous mobile robots: A survey”, *Autonomous Robots*, vol. 22, n.º 2, págs. 101-132, 2007.
- [14] A. Martinoli, K. Easton y W. Agassounon, “Modeling swarm robotic systems: A case study in collaborative distributed manipulation”, *The International Journal of Robotics Research*, vol. 23, n.º 4-5, págs. 415-436, 2004.
- [15] Y. Liu y K. M. Passino, “Stable social foraging swarms in a noisy environment”, *IEEE Transactions on automatic control*, vol. 49, n.º 1, págs. 30-44, 2004.
- [16] H. Hamann, T. Schmickl, H. Wörn y K. Crailsheim, “Analysis of emergent symmetry breaking in collective decision making”, *Neural Computing and Applications*, vol. 21, n.º 2, págs. 207-218, 2012.
- [17] R. O’Grady, R. Groß, A. L. Christensen y M. Dorigo, “Self-assembly strategies in a group of autonomous mobile robots”, *Autonomous Robots*, vol. 28, n.º 4, págs. 439-455, 2010.
- [18] M. Dorigo y M. Birattari, *Ant colony optimization*. Springer, 2010.
- [19] D. Karaboga, “An idea based on honey bee swarm for numerical optimization”, Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer . . . , inf. téc., 2005.
- [20] V. Tereshko y A. Loengarov, “Collective decision making in honey-bee foraging dynamics”, *Computing and Information Systems*, vol. 9, n.º 3, pág. 1, 2005.
- [21] D. Teodorovic y M. Dell’Orco, “Bee colony optimization—a cooperative learning approach to complex transportation problems”, *Advanced OR and AI methods in transportation*, vol. 51, pág. 60, 2005.
- [22] X.-l. Li, F. Lu, G.-h. Tian y J.-x. Qian, “Applications of artificial fish school algorithm in combinatorial optimization problems [J]”, *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, vol. 5, pág. 015, 2004.
- [23] W. Zhang, S.-X. Guo y K. Asaka, “A new type of hybrid fish-like microrobot”, *International Journal of Automation and Computing*, vol. 3, n.º 4, págs. 358-365, 2006.
- [24] C. J. Bastos Filho, F. B. de Lima Neto, A. J. Lins, A. I. Nascimento y M. P. Lima, “A novel search algorithm based on fish school behavior”, en *2008 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, IEEE, 2008, págs. 2646-2651.
- [25] D. K. Sutantyo, S. Kernbach, P. Levi y V. A. Nepomnyashchikh, “Multi-robot searching algorithm using Lévy flight and artificial potential field”, en *2010 IEEE Safety Security and Rescue Robotics*, IEEE, 2010, págs. 1-6.
- [26] M. Rubenstein, C. Ahler y R. Nagpal, “Kilobot: A low cost scalable robot system for collective behaviors”, en *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2012, págs. 3293-3298.
- [27] D. Pickem, L. Wang, P. Glotfelter, Y. Diaz-Mercado, M. Mote, A. Ames, E. Feron y M. Egerstedt, “Safe, remote-access swarm robotics research on the robotarium”, *arXiv preprint arXiv:1604.00640*, 2016.

- [28] Mathworks, “The Mathworks”, pág. 6, 2016.
- [29] M. C. Men y L. W. Chen, “An Approach for Active Odor Source Localization Based on Particle Swarm Optimization”, en *Applied Mechanics and Materials*, Trans Tech Publ, vol. 738, 2015, págs. 493-498.
- [30] C. W. Reynolds, *Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model*, 4. ACM, 1987, vol. 21.
- [31] Y. Shang y R. Bouffanais, “Influence of the number of topologically interacting neighbors on swarm dynamics”, *Scientific reports*, vol. 4, pág. 4184, 2014.
- [32] J. T. Emlen, “Flocking behavior in birds”, *The Auk*, vol. 69, n.º 2, págs. 160-170, 1952.
- [33] T. Pitcher, A. Magurran y J. Edwards, “Schooling mackerel and herring choose neighbours of similar size”, *Marine Biology*, vol. 86, n.º 3, págs. 319-322, 1985.
- [34] J. S. Kennedy, “The migration of the desert locust (*Schistocerca gregaria* Forsk.). I. The behaviour of swarms. II. A theory of long-range migrations”, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, vol. 235, n.º 625, págs. 163-290, 1951.
- [35] E. O. Wilson, “Behavioral discretization and the number of castes in an ant species”, *Behavioral Ecology and Sociobiology*, vol. 1, n.º 2, págs. 141-154, 1976.
- [36] A. Sinclair, H. Dublin y M. Borner, “Population regulation of Serengeti Wildebeest: a test of the food hypothesis”, *Oecologia*, vol. 65, n.º 2, págs. 266-268, 1985.
- [37] M. Beekman, G. A. Sword y S. J. Simpson, “Biological foundations of swarm intelligence”, en *Swarm intelligence*, Springer, 2008, págs. 3-41.
- [38] J. Cardy y U. C. Täuber, “Theory of branching and annihilating random walks”, *Physical review letters*, vol. 77, n.º 23, pág. 4780, 1996.
- [39] J. Buhl, D. J. Sumpter, I. D. Couzin, J. J. Hale, E. Despland, E. R. Miller y S. J. Simpson, “From disorder to order in marching locusts”, *Science*, vol. 312, n.º 5778, págs. 1402-1406, 2006.
- [40] I. Fries y S. Camazine, “Implications of horizontal and vertical pathogen transmission for honey bee epidemiology”, *Apidologie*, vol. 32, n.º 3, págs. 199-214, 2001.
- [41] I. D. Couzin, J. Krause, N. R. Franks y S. A. Levin, “Effective leadership and decision-making in animal groups on the move”, *Nature*, vol. 433, n.º 7025, pág. 513, 2005.
- [42] I. D. Couzin, “Collective cognition in animal groups”, *Trends in cognitive sciences*, vol. 13, n.º 1, págs. 36-43, 2009.
- [43] G. Rieucau, A. J. Holmin, J. C. Castillo, I. D. Couzin y N. O. Handegard, “School level structural and dynamic adjustments to risk promote information transfer and collective evasion in herring”, *Animal Behaviour*, vol. 117, págs. 69-78, 2016.
- [44] L. Wang y F. Xiao, “A new approach to consensus problems in discrete-time multiagent systems with time-delays”, *Science in China Series F: Information Sciences*, vol. 50, n.º 4, págs. 625-635, 2007.
- [45] T. New, “Some psocoptera from Nepal”, *Oriental insects*, vol. 7, n.º 1, págs. 1-10, 1973.
- [46] D. G. Stavenga, “Pseudopupils of compound eyes”, en *Comparative physiology and evolution of vision in invertebrates*, Springer, 1979, págs. 357-439.

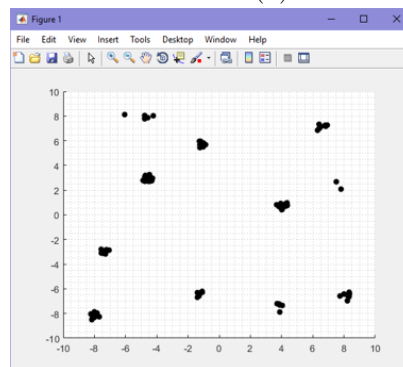
- [47] R. F. Chapman y R. F. Chapman, *The insects: structure and function*. Cambridge university press, 1998.
- [48] A. W. Snyder, “Physics of vision in compound eyes”, en *Comparative physiology and evolution of vision in invertebrates*, Springer, 1979, págs. 225-313.
- [49] E. L. Mockford, “Generic definitions and species assignments in the Family Epipsocidae (Psocoptera)”, *Insecta Mundi*, pág. 358, 1998.
- [50] A. P. Aguiar, A. R. Deans, M. S. Engel, M. Forshage, J. T. Huber, J. T. Jennings, N. F. Johnson, A. S. Lelej, J. T. Longino, V. Lohrmann y col., “Order hymenoptera”, *Zootaxa*, vol. 3703, n.º 1, págs. 51-62, 2013.
- [51] J.-B. Park, K.-S. Lee, J.-R. Shin y K. Y. Lee, “A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions”, *IEEE Transactions on Power systems*, vol. 20, n.º 1, págs. 34-42, 2005.
- [52] D. P. Bertsekas y A. Scientific, *Convex optimization algorithms*. Athena Scientific Belmont, 2015.
- [53] T. Salumäe, I. Ranó, O. Akanyeti y M. Kruusmaa, “Against the flow: A Braitenberg controller for a fish robot”, en *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2012, págs. 4210-4215.
- [54] D. W. Hogg, F. Martin y M. Resnick, *Braitenberg creatures*. Citeseer, 1991.

14.1. Capturas de pantalla de simulaciones en MATLAB



(a) Inicio de formación

(b) Continuación de la formación



(c) Consenso

Figura 39: Resultados de primera simulación sin controlar colisiones



Figura 40: Enjambre de *psocoptera* encontrado en un árbol



Figura 41: Fotografía cercana de espécimen

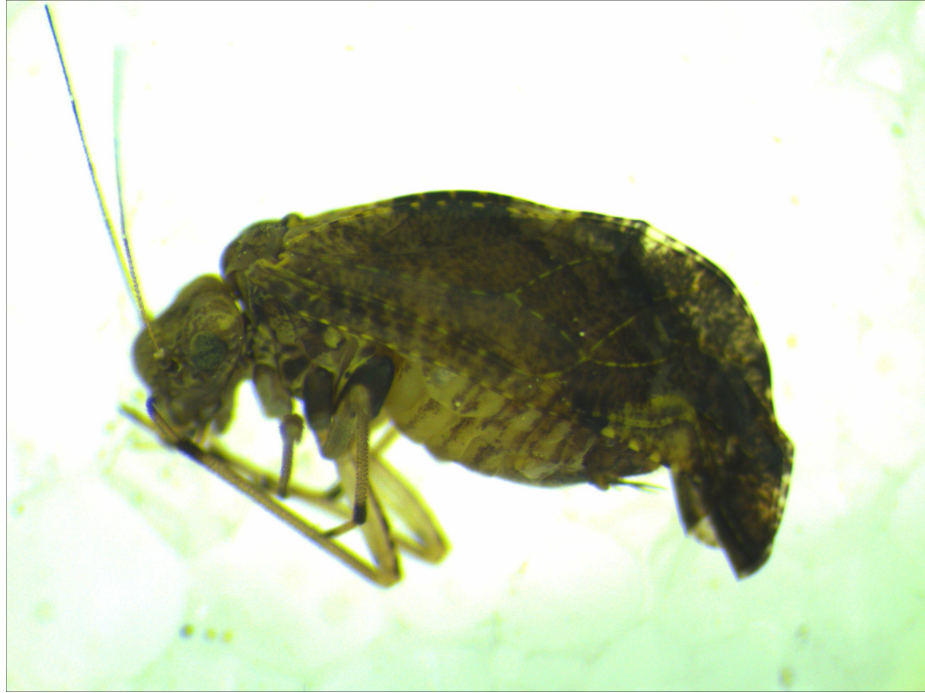


Figura 42: Fotografía cercana de espécimen



Figura 43: Fotografía cercana de espécimen



Figura 44: Psocopteras sobre superficie blanca para observación

