



CIMAT

Centro de Investigación en Matemáticas, A.C.

COLABORACIÓN DE AERONAVES NO TRIPULADAS PARA BÚSQUEDA DE PERSONAS EN ZONAS NO URBANAS

T E S I S

Que para obtener el grado de
Maestro en Ingeniería de Software

Presenta

Francisco Javier Jiménez Gómez

Director de Tesis:

Dr. Carlos Alberto Lara Álvarez

Autorización de la versión final

Zacatecas, Zac., a 28 de Septiembre de 2017

CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN MATEMÁTICAS A.C.
UNIDAD ZACATECAS



CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN MATEMÁTICAS, A.C.

BIBLIOTECA

AUTORIZACION
PUBLICACION EN FORMATO ELECTRONICO DE TESIS

El que suscribe
Autor(s) de la tesis: Francisco Javier Jiménez Gómez

Título de la tesis: Colaboración de aeronaves no tripuladas para búsqueda de personas en zonas no urbanas

Institución y Lugar: Centro de Investigación en Matemáticas A.C., Unidad Zacatecas.

Grado Académico: Licenciatura () Maestría (x) Doctorado () Otro ()

Año de presentación: 2017

Área de Especialidad: Ingeniería de Software

Director(es) de Tesis: Dr. Carlos Alberto Lara Álvarez

Correo electrónico: francisco.jimenez@cimat.mx, fjimenezgom@gmail.com

Domicilio: Matías Ramos #6 Colonia Ciénega, Jerez, Zacatecas, México. C.P. 99315

Palabra(s) Clave(s): Planeación de trayectorias multirobot, BFO, cadenas de Markov, búsqueda y rescate en entornos no urbanos.

ORCID: https://orcid.org/0000-0003-2033-0253

Por medio del presente documento autorizo en forma gratuita a que la Tesis arriba citada sea divulgada y reproducida para publicarla mediante almacenamiento electrónico que permita acceso al público a leerla y conocerla visualmente, así como a comunicarla públicamente en la Página WEB del Repositorio Institucional y Repositorio Nacional.

La vigencia de la presente autorización es por tiempo indefinido a partir de la firma de presente instrumento, quedando en el entendido de que si por alguna razón el alumno desea revocar la autorización tendrá que hacerlo por escrito con acuse de recibo de parte de alguna autoridad del CIMAT

Atentamente

Fco. Jiménez Gómez

Francisco Javier Jiménez Gómez

Nombre y/o firma del tesista

Agradecimientos

Primeramente, a mis padres y hermanas por todo la paciencia y el apoyo incondicional que me brindaron de inicio a fin durante la maestría. Así también, a mis amigos, en especial a Octavio Duarte por su confianza y apoyo.

A los docentes del Centro de Investigación en Matemáticas Unidad Zacatecas, especialmente a mi director de tesis Dr. Carlos Alberto Lara Álvarez por ser una guía en cada paso de mi trabajo de investigación, además de brindarme apoyo, confianza y conocimientos.

A mis amigos y compañeros de la novena generación de la Maestría en Ingeniería de Software, por los momentos que compartimos, así como por su compañerismo y apoyo.

Finalmente, Agradezco al CIMAT Unidad Zacatecas por haberme acogido durante estos dos años, así también agradecer al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo recibido de beca de posgrado para la realización de la maestría.



Índice general

Índice de figuras	XI
Índice de tablas	XIII
Resumen	XV
Abstract	XVII
1 Introducción	1
1.1 Colaboración de múltiples robots para búsqueda de personas perdidas	2
1.2 Heurísticas de optimización y BFO	2
1.3 Justificación	4
1.4 Hipótesis	5
1.5 Objetivos	5
1.6 Definición del problema WiSAR	5
1.7 Alcances y limitaciones	6
1.8 Metodología	7
1.9 Contribuciones	7
1.10 Narrativa por capítulos	9

2	Estado del arte	11
2.1	Búsqueda tradicional	11
2.1.1	Acciones iniciales	11
2.1.2	Estrategias de búsqueda	14
2.2	Búsquedas realizadas con agentes	15
2.2.1	Patrones de cobertura	15
2.2.2	Enfoques heurísticos	17
2.2.3	Probabilistas	17
2.3	Algoritmos sobresalientes	18
2.3.1	Roomba	18
2.3.2	Algoritmos de inteligencia de enjambre	19
2.4	Resultados de la revisión	19
3	Enfoque propuesto	21
3.1	Representación del entorno	21
3.1.1	Malla probabilista	21
3.1.2	Interpolación	25
3.2	Descripción del algoritmo	26
3.3	Modificaciones al algoritmo original BFO	27
3.3.1	Dirección semi-dirigida de movimiento	29
3.3.2	Función de exploración	29
3.3.3	Mejora de atracción en función de interacción	30
3.4	Resumen	31
4	Pruebas y resultados	33
4.1	Calibración del algoritmo propuesto	33

4.2	Pruebas de contraste entre BFOWS y LMS	33
4.2.1	Materiales y métodos	34
4.2.2	Descripción del experimento	36
4.2.3	Métricas	38
4.3	Resultados	38
4.4	Resumen	38
5	Conclusión y trabajo futuro	43
5.1	Discusión	43
5.2	Conclusiones	45
5.3	Trabajo futuro	46
	Bibliografía	a
	Índice alfabético	g
	Glosario	i



Índice de figuras

- 1.1 Movimientos de E. coli 3
- 1.2 Escenario de WiSAR 6
- 1.3 Modificación propuesta a la función de interacción g de las bacterias 8
- 1.4 Representación del entorno dinámico con celdas probabilistas 8

- 2.1 Patrones de cobertura *Spiral* y *Lawnmower* 15
- 2.2 Patrón de cobertura del método SLM 16
- 2.3 Patrón de limpieza del robot Roomba 18
- 2.4 Clasificación de enfoques y estrategias encontrados en la literatura para resolver WiSAR relacionados con el algoritmo propuesto en esta tesis 19

- 3.1 Representación del entorno con una malla probabilista 22
- 3.2 Ejemplo del estado actual y siguiente de una malla 23
- 3.3 Representación gráfica de cadena de Markov 24
- 3.4 Interpolación lineal 25
- 3.5 Interpolación bilineal 26


- 4.1 Afinación de coeficiente de dirección 33
- 4.2 Tiempo de búsqueda de BFOWS y LMS al variar el número de agentes 39
- 4.3 Distancia multirobot BFOWS y LMS con distinto número de agentes 40
- 4.4 Prueba t-Student con cinco agentes y posición inicial aleatoria de la persona perdida . . 41

- 5.1 Patrones de movimiento de agentes encontrados en nuestra propuesta 43
- 5.2 Ejemplo de patrón de cobertura fijo cuando este no detecta a un objetivo cercano . . . 44



Índice de tablas


- 1.1 Comparación USAR y WiSAR 4
- 3.1 Resumen de exploración multirobot con BFO 31
- 4.1 Configuración del problema 35
- 4.2 Configuración del algoritmo BFOWS 37
- 4.3 Configuración del algoritmo LMS 37



Resumen

En recientes años, la planeación de rutas para múltiples agentes es un tema de interés para la robótica. Esta tesis estudia la planeación de trayectorias multirobot para buscar personas perdidas en un entorno natural (WiSAR del inglés *Wilderness Search and Rescue*). WiSAR es un problema de optimización donde es necesario realizar: i) una cobertura rápida y efectiva del área, y ii) minimizar el tiempo para encontrar al objetivo, la distancia recorrida por cada robot, y la distancia total multirobot. Los algoritmos heurísticos encuentran soluciones aproximadas, y además tienen una complejidad en tiempo y espacio aceptable. Esta tesis presenta nuevas adaptaciones al algoritmo de BFO (del inglés *Bacterial Foraging Optimization*) que permiten: 1) Navegación semi-dirigida y 2) Decisión de trayectorias evaluando un entorno dinámico. La técnica propuesta, llamada BFO Wildernes Search (BFOWS), usa una variación del algoritmo BFO original y se simula con una malla probabilista dinámica como representación del entorno en la plataforma Matlab; se diseña un sistema que modela el comportamiento de los agentes sobre un plano en 2-D. Los resultados experimentales muestran una reducción del 70.86 % del tiempo promedio y el 70.64 % de la distancia promedio recorrida de la técnica propuesta respecto de la técnica *Spiral-LawnMower* (LMS) cuando se usan cinco agentes en una búsqueda de un niño en un espacio abierto. Los resultados muestran que esta reducción puede ser mucho mayor cuando se despliegan menos agentes.


Palabras clave: Planeación de trayectorias multirobot, algoritmo de optimización del forrajeo de bacterias, BFO, cadenas de Markov, búsqueda y rescate en entornos no urbanos.



Abstract

In recent years, multi-agent path planning is a topic of interest to robotics. This thesis studies the multirobot path planning to search for lost people in a natural environment; known as WiSAR (Wilderness Search and Rescue). WiSAR is an optimization problem which requires: i) a fast and effective coverage of the area, and ii) to minimize the time, and distance traveled for finding the target. Heuristic algorithms find approximate solutions at an acceptable complexity both in time and space. This thesis presents new adaptations to the Bacterial Foraging Optimization Algorithm (BFOA) that allow: 1) Semi-guided navigation and 2) Taking decisions based on a probabilistic model that represent the dynamic environment. The proposed technique, called BFO Wilderness Search (BFOWS), uses a variation on the original BFO algorithm, which was simulated in the Matlab platform by using a 2-D plane. Experimental results show that the proposed technique reduces 70.86% of the time and 70.64% of the distance traveled (in average) with respect to the Spiral-LawnMower (LMS) technique when five agents are used in a search of a child in outdoors. Results also show that this reduction can be much greater when fewer agents are deployed.

Keywords: Multirobot path planning, bacterial foraging optimization algorithm, BFO, markov chains, wilderness search and rescue (WiSAR).



1. Introducción

Explorar un área natural en búsqueda de una persona perdida (WiSAR del inglés *Wilderness Search and Rescue*) es un problema complejo porque el objetivo se encuentra en movimiento y no es rastreable; por lo tanto, se requiere cubrir rápidamente el terreno debido a que el área de búsqueda se incrementa al transcurrir el tiempo (Macwan et al, 2015), mientras que la esperanza de vida de la persona perdida disminuye.

Existen casos documentados de personas perdidas en un entorno natural, a continuación se describen dos casos.

A mediados de agosto de 1994 un niño Japonés-Americano de ocho años se separó de su familia cuando excursionaban por un sendero bien marcado cerca del lago Tahoe en el área de Sierra Buttes, en las montañas de Sierra Nevada. El niño vagó sin rumbo dos días y dos noches sobre las montañas sin comida ni agua. Una búsqueda extensa por parte del personal de búsqueda y rescate lo encontró 50 horas después de que se perdió (Kizer, 1995).

En el año 2009 tres jóvenes de Timberline Lodge en el lado sur de Oregon con experiencia en alpinismo expresaron la intención de ascender a Mount Hood; también informaron la ruta y horario de regreso que tenían contemplado. Antes de partir, en la estación de autoservicio de Timberline Lodge, los tres obtuvieron un permiso de escalada y mediante un formulario indicaron regresar a última hora de la tarde. En el formulario también registraron su equipo y un teléfono celular. El 11 de diciembre a las 2:00 a.m. los alpinistas partieron a su destino pero no regresaron como se esperaba, ni contactaron a sus familiares (Villella and Keen, 2014).

Capítulo 1. Introducción

Como se puede observar, existen muchos elementos que se deben considerar en un incidente de personas perdidas; mientras más información se obtenga acerca de las características del individuo perdido y el entorno hay más posibilidades de encontrar al objetivo. Debido a que no se conoce el rumbo del individuo, una predicción de la ubicación de la persona debe considerar elementos como (Macwan et al, 2015): tiempo transcurrido, topografía del terreno, rasgos físicos y psicológicos que caracterizan a la persona, además de pistas encontradas durante la búsqueda.

Los reportes de personas perdidas en un área natural son comunes para el personal de búsqueda y rescate; entre 2010 y 2012, el Servicio de Parques Nacionales de Estados Unidos gestionó un promedio de aproximadamente 3000 incidentes de búsqueda por año (Phillips et al, 2014).

1.1 Colaboración de múltiples robots para búsqueda de personas perdidas

La aplicación de la robótica está presente en muchas tareas de la vida real como: sistemas de vigilancia, limpieza de residuos peligrosos, búsqueda y rescate, monitoreo en entornos militares, etc; sin embargo, al enfrentarse a tareas en las que la complejidad se incrementa, es mejor utilizar la colaboración de múltiples robots. Un conjunto de robots se desempeñan mejor en comparación con un solo robot ya que: permiten completar de forma rápida tareas, realizan trabajo en paralelo, aumentan la eficiencia, permiten escalabilidad y además son tolerantes a fallos (Sharma et al, 2015).

Una necesidad fundamental del robot móvil es moverse de un lugar a otro, el problema conocido como “Planeación de Trayectoria” consiste en encontrar una ruta o camino para lograr un objetivo. La planeación de rutas en sistemas multirobot (MRP del inglés *MultiRobot Planning*) tiene aplicaciones diversas; por ejemplo, en sistemas autónomos para almacenes MRP minimiza las distancias de tareas dispersas, ahorra tiempo y a su vez combustible al equipo de robots (Yu and LaValle, 2016).

1.2 Heurísticas de optimización y BFO

Las heurísticas se definen como la utilización de una técnica o método con base en una o varias reglas, que encuentran (o tratan de encontrar) buenas soluciones a un costo computacional razonable; por lo tanto, suelen utilizar un esfuerzo relativamente menor sin garantizar ser óptimos (Caserta, Marco and Voß, Stefan, 2010).

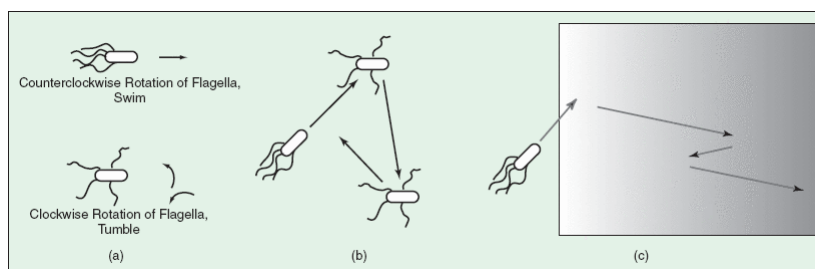


Figura 1.1: Movimientos de *E. coli*; (a) nadado, (b) caída (un giro o voltereta), y (c) comportamiento quimiotáctico. (Passino, 2002).

Algunos investigadores han demostrado que los animales usan heurísticas para la toma de decisiones de forrajeo (métodos para localizar, manipular e ingerir alimentos) aproximadamente óptimas, tomando en cuenta las limitaciones fisiológicas (y otras) del animal (Stephens and Krebs, 1986). La búsqueda de alimento es una actividad que trata acerca de encontrar nutrientes en el entorno; por ejemplo, se debe decidir si permanecer en el lugar actual por cierto tiempo o continuar buscando en otros lugares que probablemente tengan una mayor cantidad de nutrientes. La inteligencia colectiva de un grupo (*swarm intelligence*) de animales permite un forrajeo más completo y beneficioso (más comida) para cada integrante del grupo en comparación con la de un solo animal (Passino, 2002).

Los algoritmos inspirados en la naturaleza (BIAs del inglés *Bio Inspired Algorithms*) son heurísticas que imitan la estrategia de la naturaleza ya que muchos procesos biológicos pueden ser considerados como procesos de optimización (Binitha et al, 2012). Passino (2002) propone el algoritmo BFO (del inglés *Bacterial Foraging Optimization*). Este algoritmo pertenece al campo de los algoritmos de optimización de las bacterias y optimización enjambre, y más ampliamente a los campos de Inteligencia Computacional y Metaheurísticas (Brownlee, 2015).

BFO es un algoritmo que imita el comportamiento inteligente de un grupo de bacterias *E. coli* para buscar nutrientes en el entorno. Este comportamiento se basa en la Quimiotaxis; con base a una percepción del entorno y una interacción bacteria-bacteria, las bacterias tienden a dirigir sus movimientos hacia mayores concentraciones de comida (pudiendo abundar varias de ellas en un solo lugar) y a evitar sustancias nocivas (repelerse una de otra). *E. coli* realiza dos tipos de movimientos para buscar nutrientes: nadar y girar (Fig. 1.1); el primer modo de operación consiste en nadar o correr por cierto tiempo en línea recta y el segundo modo se refiere a voltear o girar para después

Capítulo 1. Introducción

tomar una dirección aleatoria (Passino, 2002). El uso alternado de un modo de movimiento y otro depende de la presencia o falta de comida en el entorno; por ejemplo, una bacteria que se dirige hacia lugares con alta concentración de nutrientes tiende a realizar más movimientos de nadado que de giro. La técnica propuesta en esta tesis, llamada BFO Wilderness Search (BFOWS) usa la heurística BFO, de tal manera que cada agente inteligente (aeronaves no tripuladas) es una bacteria. El conjunto de bacterias colaboran para la búsqueda de una persona perdida en una zona no urbana.

1.3 Justificación

El problema SAR es un dominio en el que la robótica móvil se ha enfocado recientemente, Macwan et al (2015) clasifican las misiones como:

1. Búsquedas en zonas urbanas (USAR del inglés *Urban Search and Rescue*).
2. Búsquedas en entornos naturales o no urbanos (WiSAR del inglés *Wilderness Search and Rescue*).

Hasta ahora las investigaciones se han centrado mayormente en operaciones USAR que consiste en misiones de rescate que se realizan después de un desastre en zonas urbanas, como terremotos o atentados, donde las víctimas quedan atrapadas bajo estructuras colapsadas o escombros. Por ejemplo, Borenstein et al (2007) proponen un robot en forma de serpiente para acceder a los agujeros y cruzar obstáculos irregulares como escaleras; Murphy and Stover (2008) proponen robots con seguimiento de huellas para actuar ante una avalancha de lodo. Por ende, las técnicas de USAR no son directamente transferibles a las características de WiSAR (tabla 1.1). La mayor diferencia

USAR	WiSAR
Búsqueda de sobrevivientes atrapados bajo estructuras colapsadas o terreno accidentado.	Búsqueda de una persona perdida que se encuentra en movimiento.
Área de búsqueda acotada.	Área de búsqueda se expande en función del tiempo.
Área urbana en desastre.	Entorno natural.
Utilización de robots diseñados para proporcionar movilidad en áreas irregulares.	Equipos de robots que trabajan en colaboración para explorar grandes áreas del entorno en el menor tiempo posible.

Tabla 1.1: Comparación de características entre los problemas USAR y WiSAR

consiste en que mientras las personas en USAR se mantienen estáticas en una zona limitada, en WiSAR la posición de la persona varía ampliamente a través del tiempo.

Esta tesis investiga la planeación de trayectorias aplicadas en el contexto WiSAR, ya que se considera una área de oportunidad.

1.4 Hipótesis

Una heurística de colaboración multirobot basada en BFO que represente la probabilidad de encontrar a una persona extraviada con base en las características del entorno, el tiempo transcurrido, y la información del perfil del individuo, puede encontrar a una persona extraviada en una zona no urbana de forma más eficiente en comparación con un método tradicional WiSAR de patrón fijo reportado en la literatura.

1.5 Objetivos

El objetivo general de este trabajo es identificar y contrastar las técnicas propuestas en la literatura para resolver WiSAR además de diseñar, evaluar y valorar una nueva técnica. Para lograrlo se abordan los siguientes objetivos específicos:

- Identificar las técnicas propuestas en la literatura para resolver el problema de planeación de trayectorias en WiSAR.
- Evaluar la factibilidad de algoritmos inspirados en la naturaleza para la solución del problema WiSAR.
- Diseñar una heurística que use un enfoque probabilista para ofrecer una mejor solución al problema WiSAR
- Evaluar el desempeño de la técnica propuesta comparándolo con una técnica convencional para realizar búsquedas WiSAR.

1.6 Definición del problema WiSAR

Sea P_0 el punto de planeación inicial de la búsqueda (LKP, del inglés *Last Known Position*), es decir, la última ubicación donde estuvo o fue vista la persona perdida; N_a , el número de agentes

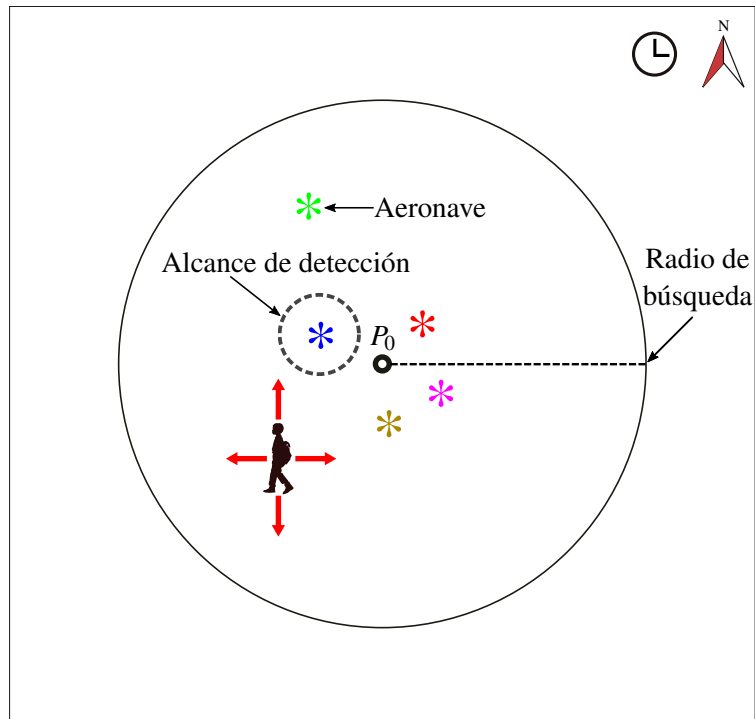


Figura 1.2: Escenario de WiSAR con aeronaves no tripuladas explorando. El punto P_0 es la ubicación donde la persona perdida fue vista por última vez.

involucrados en la búsqueda con cierta capacidad de detección; y Δt , el tiempo transcurrido desde el incidente hasta el momento de despliegue de los agentes (Fig. 1.2). Se desea encontrar a la persona perdida en el menor tiempo posible respecto a la duración registrada por una técnica convencional WiSAR, además de minimizar la distancia recorrida por los agentes en conjunto.

1.7 Alcances y limitaciones

Esta tesis considera las siguientes limitaciones para resolver el problema WiSAR:

- Los agentes tienen la capacidad para navegar y explorar en el entorno a una velocidad constante que puede ser diferente para cada agente.
- Se tiene un mapa de dos dimensiones con estimaciones aproximadas de probabilidades de transitar entre dos puntos adyacentes.
- Suponemos que hay un mecanismo de comunicación entre los agentes; ya sea centralizado o con una red ad hoc.

- Los agentes pueden detectar a una persona en un radio de alcance de 0.6 km con 40% de efectividad.

1.8 Metodología

Para realizar la presente investigación se ejecutaron las siguientes actividades:

1. Estudiar diferentes heurísticas inspiradas en la naturaleza y seleccionar aquellas que cubran las necesidades del problema WiSAR.
2. Diseñar una técnica inspirada en la naturaleza que modele el mejor movimiento de los agentes y estime la probabilidad de viaje de la persona dentro de un entorno bidimensional.
3. Simular casos de búsqueda que caractericen diferentes perfiles de personas extraviadas.
4. Evaluar los resultados de simulaciones del algoritmo propuesto en comparación con los resultados de una técnica tradicional de búsqueda en WiSAR.

1.9 Contribuciones

Las principales contribuciones de la presente tesis son:

- Una técnica de colaboración de múltiples agentes para la búsqueda de personas perdidas en un entorno que simula el tiempo transcurrido y las posibles transiciones de movimiento que realiza la persona extraviada en un entorno natural.
- Una mejora al algoritmo BFO (del inglés *Bacterial Foraging Optimization*).
 1. Inicialmente las bacterias interactuaban solamente en relación a la proximidad entre ellas; los efectos de repulsión y atracción solían no contemplar la cantidad de alimento en el entorno. Se adaptó la función de interacción de BFO para lograr elevar la atracción hacia las bacterias con mejor cantidad de nutrientes (Fig. 1.3).
 2. Se propone un algoritmo de BFO modificado con nadado semi-dirigido que permite reducir los movimientos aleatorios que generan mayor gasto de energía para los agentes, asimismo para proporcionar a las bacterias una mejor percepción del alimento antes de nadar; se añade al algoritmo la cualidad de sondear movimientos en distintas direcciones para posteriormente tomar la ruta más favorable.

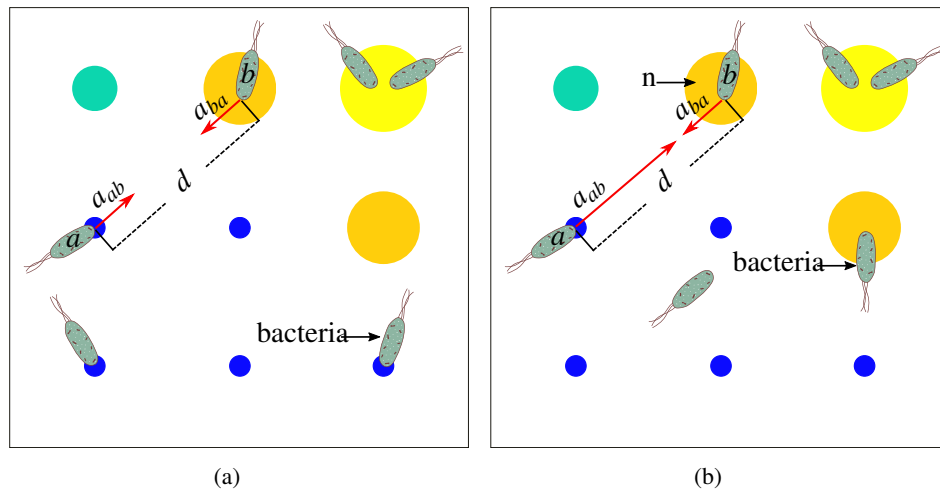


Figura 1.3: Modificación propuesta a la función de interacción g de las bacterias. En el algoritmo original BFO (a) la atracción a_{ab} sólo considera la distancia d_{ab} , mientras que la propuesta BFOWS (b) además considera mayor atracción cuando hay mayor probabilidad de encontrar a la persona dn_{ab} .

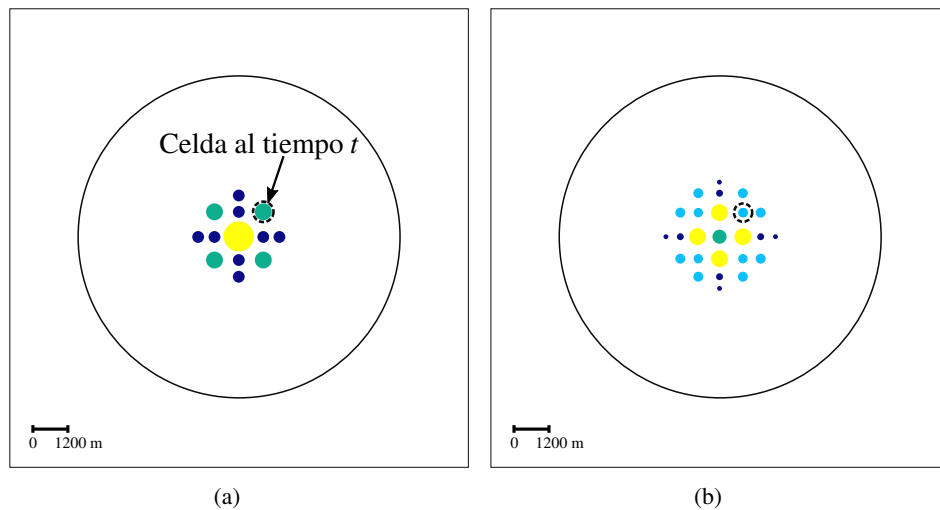


Figura 1.4: Representación del entorno dinámico con celdas probabilistas. (a) celdas al tiempo t (b) celdas al tiempo $t + 15$ min.

- Se diseñó una técnica de representación del entorno basada en celdas y cadenas de Markov que permite la descripción de diferentes tamaños de entorno, así cómo la configuración y simulación de distintas transiciones de movimiento según el perfil del individuo perdido (niño, cazador, excursionista, fotógrafo, etc.), además tiene la capacidad de ser dinámica porque puede evolucionar el entorno en función del tiempo (Fig.1.4).

- Una técnica multirobot que además de tener características para guiarse por la probabilidad de la persona perdida, también logra que los agentes realicen colaboración para evitar la duplicidad de trabajo. Estos patrones son similares a los que usa el personal de búsqueda y rescate. Sin embargo, estos no son planificados con anterioridad; por el contrario, se usan de acuerdo a las características del entorno y el estado en que se encuentra la búsqueda.

1.10 Narrativa por capítulos

El resto de esta tesis se organiza de la siguiente manera: El Capítulo 2 consiste en describir el estado del arte (estrategias de búsqueda tradicionales, exploración multirobot, cobertura, etc.), además se describen algunos algoritmos sobresalientes para solucionar WiSAR. El Capítulo 3 explica cómo se representa el entorno, presenta la propuesta de exploración multirobot con BFO y describe las adaptaciones. El Capítulo 4 describe las simulaciones que se realizaron para validar la propuesta BFOWS y los resultados se comparan con los obtenidos por un método de búsqueda tradicional WiSAR. Finalmente, el Capítulo 5 discute los resultados y se concluye la tesis.



2. Estado del arte

Este capítulo describe el trabajo relacionado a la búsqueda y rescate de personas perdidas en un entorno natural. Se presenta un panorama de las técnicas que tradicionalmente se utilizan para después mostrar las búsquedas que se realizan con agentes inteligentes.

2.1 Búsqueda tradicional

Existen prácticas estándar establecidas que los grupos especializados de búsqueda y rescate realizan ante un incidente de una persona perdida en un entorno natural. Las acciones iniciales permiten lograr operaciones eficientes de búsqueda y también establecen bases sólidas para gestionar misiones donde la complejidad aumenta y es necesario más tiempo y recursos para tener éxito. Las revisiones de incidentes en la literatura revelan que en el 96% de los casos se logra encontrar a la persona perdida en menos de un día a través de acciones iniciales (National Park Service, 2014).

2.1.1 Acciones iniciales

Cuando el personal de búsqueda y rescate recibe un reporte sobre un incidente de persona perdida, inicia el primer periodo operativo que consiste en realizar acciones iniciales –investigación, contención, búsqueda apresurada, establecer una área de búsqueda, y organizar el mando y control para permitir una gestión eficiente del incidente (Phillips et al, 2014). Las siguientes tareas se llevan a cabo durante este periodo operativo:

Investigación

La tarea de investigación permite determinar el perfil del objetivo, además es de utilidad para ayudar a establecer el área de búsqueda y poder agilizar una operación de búsqueda para encontrar a la persona en menor tiempo. Se basa en recopilar información apropiada sobre el sujeto desaparecido

Capítulo 2. Estado del arte

por medio de entrevistas a familiares y amigos, así como realizar consultas para obtener datos a través de otras fuentes (internet, medios sociales, dispositivos de comunicación, entre otros). En esta etapa, se definen tres áreas de ubicación geográfica importantes durante la búsqueda: Punto visto por última vez (PLS del inglés *Point Last Seen*), último punto conocido (LKP del inglés *Last Known Point*) y punto de planificación inicial (IPP del inglés *Initial Planning point*).

El uso y establecimiento de los términos de referencia durante la gestión de búsqueda permite llevar un control sobre la ubicación reciente y/o dirección que el objetivo toma a lo largo de su recorrido y apoya en determinar la ubicación del área de búsqueda inicial. El PLS se establece cuando un testigo informa haber visto al objetivo por última vez en cierta ubicación. Otro punto de referencia es cuando una pista afirma que el objetivo estuvo en cierta ubicación, esto proporciona un LKP. Un IPP se establece con base a un punto cercano y el historial de recorrido realizado por el sujeto.

Contención

Mientras la tarea de investigación se lleva a cabo, el comandante a cargo del incidente gestiona actividades que permiten limitar la expansión del área de búsqueda; esta acción consiste en situar equipos en lugares clave para asegurar que el objetivo en movimiento permanezca dentro de una área donde los esfuerzos de búsqueda pueden tener éxito.

Búsqueda apresurada

Durante la realización de las actividades anteriores, también se ejecutan los primeros esfuerzos de búsqueda, los cuales requieren rapidez y habilidades especiales para encontrar a la persona perdida y/o aportar pistas de valor para gestionar la misión. La búsqueda apresurada se lleva a cabo en el primer periodo operativo y se despliega en zonas donde la probabilidad de encontrar al sujeto es mayor, de esta manera se evita que transcurra un tiempo mayor que expanda el área de búsqueda. Este tipo de búsqueda está compuesta por equipos (tres o más integrantes) de personal profesional y experimentado SAR para ser autosuficientes durante varias horas.

Establecimiento del área de búsqueda

Cuando los primeros esfuerzos de búsqueda logran aportar pistas de valor reciente o algún testigo informa haber visto al sujeto después del LKP que se conoce, es necesario determinar la zona dentro de la cual el personal de búsqueda será desplegado.

Algunos métodos se usan comúnmente para establecer el área donde se dirigen los esfuerzos de búsqueda. A continuación se describen en el orden en que regularmente se deben utilizar:

- **Área de búsqueda teórica.** Permite calcular la zona por medio de un perímetro en forma de círculo con centro en el IPP; se determina por una velocidad estimada de viaje multiplicada por la cantidad de tiempo que el sujeto ha tenido que recorrer. Por ejemplo, si un sujeto excursionista está perdido durante 10 horas y la velocidad promedio es que los excursionistas viajan a 2 millas por hora, esto crea un área de búsqueda teórica con un radio de 20 millas (32 km).
- **Área de búsqueda estadística.** Por otra parte, este método toma en cuenta los datos que se generan en incidentes anteriores para establecer una distancia dentro de la cual hay más probabilidad de encontrar a la persona en relación a un perfil similar la cual viajó a partir del IPP. Por ejemplo, la experiencia con corredores perdidos revela que son encontrados a una distancia de 1 milla (1.4 km) del IPP. Por medio de esta técnica se logra verificar áreas con mayor probabilidad de encontrar a la persona; sin embargo, cuando la operación no es exitosa, se debe aumentar el radio de búsqueda.
- **Área de búsqueda subjetiva.** Permite a partir de factores (condiciones ambientales, limitaciones físicas) y ubicación del incidente, determinar lugares a los que tienden a dirigirse personas con el mismo perfil.
- **Enfoque de razonamiento deductivo.** Mediante el análisis de las circunstancias del sujeto se definen lugares y direcciones a tomar en cuenta durante la búsqueda. Por ejemplo, cuando en la acción inicial de investigación es el caso de un fotógrafo perdido se descubre que este tenía contemplado visitar un destino específico.

El uso de estos métodos permite construir un mapa preciso y delimitado que contiene el área de búsqueda.

Capítulo 2. Estado del arte

2.1.2 Estrategias de búsqueda

La respuesta WiSAR puede implicar hasta cuatro técnicas de búsqueda diferentes: apresurada, restringida o perimetral, región de alta probabilidad y exhaustiva (Adams et al, 2009).

Búsqueda apresurada

Es la primera búsqueda que se realiza ante un incidente de persona desaparecida. Los buscadores se despliegan rápidamente sobre ciertas áreas o direcciones con mayor probabilidad de encontrar a la persona y a menudo se apoyan de equipos para seguir rastros. Comúnmente, esta búsqueda aporta pistas o testimonios para determinar la dirección de viaje y ubicación del sujeto. La información recabada, es de gran utilidad para continuar la operación de búsqueda en etapas posteriores.

Búsqueda restringida o perimetral

Es una exploración restrictiva que por medio de pistas ayuda a limitar y/o decidir hacia que senderos se deben dirigir los esfuerzos de búsqueda. Por ejemplo, esta situación se presenta ante una montaña o cumbre de agudos peñascos con pocos pasajes a través de ella.

Búsqueda en región de alta probabilidad

Se refiere a realizar la búsqueda sobre secciones priorizadas del mapa; para esto, primeramente el comandante del incidente combina técnicas como experiencia, intuición, consenso, barreras naturales, entre otros, para generar un mapa seccionado con distintos valores de probabilidad. Posteriormente este mapa servirá de referencia para desplegar a los equipos de búsqueda sobre las áreas con mayor probabilidad de éxito de encontrar a la persona perdida.

Búsqueda exhaustiva

A causa de que otras estrategias de búsqueda no tuvieron éxito en encontrar al sujeto y/o no proporcionaron información útil, se puede recurrir a la búsqueda exhaustiva; esta consiste en realizar una cobertura sistemática por medio de patrones de búsqueda adecuados. Además al encontrar información útil durante esta estrategia se puede optar por cambiar a una búsqueda priorizada.

- **Búsqueda Grid Search.** Es una búsqueda clásica organizada que consiste en realizar barridos lentos de una lado a otro, o desde el centro en espiral hacia afuera para lograr cubrir el área (Fig. 2.1); sin embargo, la cantidad de tiempo y personal requerido indican que es un método

poco práctico en áreas extensas.

Búsqueda extendida

Cuando el sujeto no se localiza durante el primer periodo, la búsqueda se expande entonces en una operación de búsqueda extendida que puede durar días o varias semanas y se requiere un despliegue sistemático y planeaciones avanzadas de gestión de búsqueda.

2.2 Búsquedas realizadas con agentes

Las búsquedas en WiSAR recientemente utilizan el apoyo de agentes y la implementación depende de distintos métodos o estrategias que se pueden clasificar en: enfoques heurísticos, patrones de cobertura y métodos probabilistas.

2.2.1 Patrones de cobertura

La planificación de trayectorias de cobertura permiten a un robot realizar una exploración completa de un área (Choset, 2001), esta estrategia se utiliza en robótica para diversas aplicaciones; por ejemplo, en desminado, remoción de nieve, pintura de carrocería, entre otras. Goodrich et al (2008) utiliza los patrones de cobertura *spiral* y *lawnmower* (Fig. 2.1) en un algoritmo de búsqueda aérea implementado en un aeronave de ala fija; no obstante, la misión de exploración para el contexto WiSAR resulta ser incompleta debido a los huecos que se generan en el centro del área al transcurrir el tiempo, además de la tendencia del objetivo no observable de transitar por áreas ya exploradas.

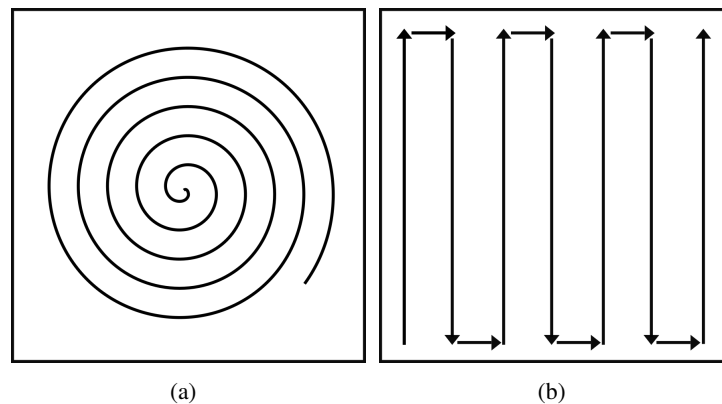


Figura 2.1: Patrones de cobertura (Goodrich et al, 2008): (a) *Spiral* (b) *Lawnmower*.

Capítulo 2. Estado del arte

Macwan et al (2015) comparan su propuesta de exploración multirobot terrestre para resolver WiSAR contra el método de patrón fijo no probabilista *Spiral-LawnMower* (SLM), el cual considera una mejora para cubrir el espacio sin explorar en el centro al pasar el tiempo. SLM es un método similar a Grid Search; consiste en una combinación de los patrones fijos *Spiral* y *Lawnmower* que se usan tradicionalmente en WiSAR con agentes humanos. Primeramente, todos los agentes se sitúan en el *LKP*, entonces, se mueven a partir del momento de despliegue Δt de forma radial hacia afuera con ángulos de rumbo uniformemente distribuidos. Al llegar al radio máximo del área de búsqueda, los agentes navegan por el límite durante un tiempo y regresan con nuevas trayectorias al *LKP*. Finalmente, todos los agentes realizan un giro y se repite el ciclo de operación hasta terminar el tiempo de búsqueda (Fig. 2.2).

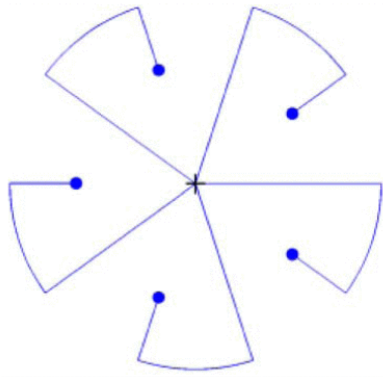


Figura 2.2: Ilustración de método no probabilista SLM con cinco agentes (Macwan et al, 2015).

En la propuesta BFOWS existe la colaboración con múltiples robots que realizan movimientos hacia lugares con mayor probabilidad de encontrar a la persona, además existe redundancia en la exploración de los agentes sobre áreas ya cubiertas al transcurrir el tiempo de búsqueda; es decir, el entorno dinámico disminuye la probabilidad de éxito en áreas que se exploran recientemente y aumenta la probabilidad en áreas donde ha pasado más tiempo sin presencia de exploración, esto influye en el comportamiento inteligente de los agentes para volver a transitar algunos lugares con base a la información actualizada del entorno.

2.2.2 Enfoques heurísticos

Los enfoques heurísticos han demostrado cierta efectividad para resolver problemas de optimización en distintos entornos como sistemas de energía, computación en la nube, telecomunicaciones, protección de la confidencialidad, gestión de proyectos, entre otros (del Valle et al, 2008),(Pandey et al, 2010), (Martins and Ribeiro, 2006), (Glover et al, 2011), (Chen and Chyu, 2010). Para problemas de búsqueda, en lugar de generar trayectorias de cobertura que permitan a los agentes explorar todos los puntos de un área, es posible utilizar enfoques heurísticos que suelen dar buenas soluciones pero no garantizan el éxito de explorar completamente el entorno en cuestión. Sharma et al (2015) presentan un método similar al que se propone en la presente tesis, su método planifica rutas multirobot y logra una exploración en entornos desconocidos por medio del algoritmo de forrajeo de bacterias; sin embargo, el objetivo se considera estático y no se considera la probabilidad de encontrar a la persona en cierta zona al transcurrir el tiempo. Por lo tanto, la implementación no es aplicable a los retos del problema WiSAR. En cambio la técnica propuesta BFOWS modela un entorno dinámico que se actualiza al pasar el tiempo con base a los posibles movimientos de la persona y a la exploración de los agentes.

2.2.3 Probabilistas

Macwan and Benhabib (2009) proponen una de las técnicas más completas y recientes para abordar la problemática WiSAR por medio de una metodología general de coordinación multirobot (MRC del inglés *Multi Robot Coordination*) terrestre autónoma. En primer lugar, la metodología MRC incluye una técnica para predecir la ubicación del objetivo en cualquier momento de la búsqueda por medio de curvas de isoprobabilidad que a su vez consideran aspectos como la influencia del terreno, pistas encontradas, la fisiología y psicología del objetivo entre otros (Macwan et al, 2011b). También la metodología MRC define el esfuerzo de búsqueda (Macwan et al, 2011a); determina el número óptimo y posiciones de curvas isoprobables, así como la cantidad de recursos y el posicionamiento de los agentes sobre las curvas. Por último, la metodología modular MRC, se enfoca en una estrategia de planeación de rutas óptimas que considera el crecimiento de la zona de búsqueda al transcurrir el tiempo y la importancia de que los robots permanezcan en su respectiva curva de isoprobabilidad cuando esta se propague hacia afuera del *LKP* para ser óptimos (Macwan

Capítulo 2. Estado del arte

et al, 2015).

Sin embargo, la metodología general MRC no toma en cuenta cómo se realiza la exploración cuando se presentan lugares que es necesario explorar de otra manera o no son posibles de navegar, por ejemplo: los senderos con menor resistencia y alta posibilidad de ser transitados por una persona requieren que la exploración sea a través de ellos, las barreras naturales (montañas, pantanos, entre otros) no permiten una navegación por tierra y otros obstáculos naturales como ríos requieren una exploración a lo largo de ellos. Por lo anterior, una exploración que se guíe por medio de curvas isoprobables propagándose hacia afuera del *LKP* no es viable en muchos entornos y sería preferible que los agentes se adapten a la zona de exploración o elijan de manera inteligente que lugares son viables para explorar.

2.3 Algoritmos sobresalientes

2.3.1 Roomba

Roomba es un robot aspirador doméstico de bajo costo desarrollado por iRobot (Matarić and Michaud, 2008). Su estrategia consiste en realizar distintos movimientos basados en heurísticas para cubrir una área determinada; utiliza movimientos en espiral, rectos y aleatorios (Fig. 2.3), que le permiten escapar de colisiones y seguir contornos (incluyendo obstáculos).

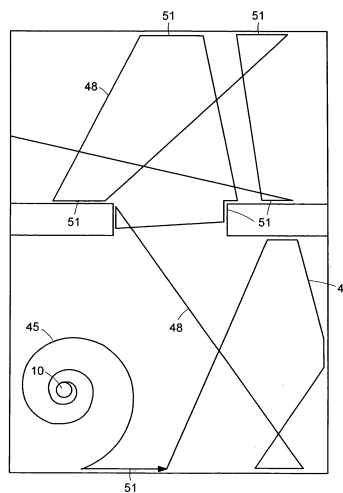


Figura 2.3: Patrón de limpieza del robot aspirador Roomba (Jones and Mass, 2007).

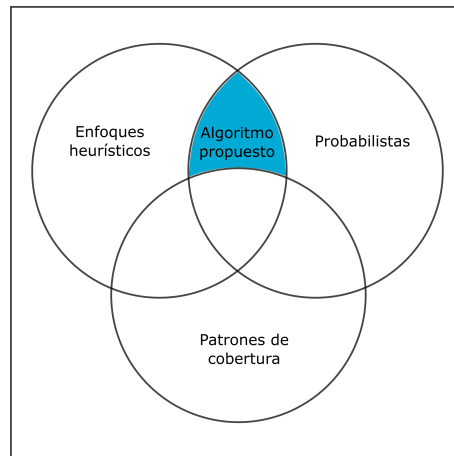


Figura 2.4: Enfoques y métodos encontrados en la literatura para resolver WiSAR relacionados con la propuesta BFOWS.

2.3.2 Algoritmos de inteligencia de enjambre

La inteligencia de enjambre (*Swarm Intelligence*) se basa en la interacción y cooperación de una población de agentes para lograr un comportamiento global. Los algoritmos que pertenecen a dicha inteligencia colectiva se inspiran en el comportamiento natural de las bandadas de aves, los bancos de peces, las colonias de hormigas, entre otros., y su aplicación comúnmente se usa en dominios de búsqueda y optimización (Brownlee, 2015). La optimización de enjambre de partículas se inspira en el forrajeo y movimiento sincronizado de parvadas de aves y bancos de peces. Los agentes se mueven sobre el entorno y tienden a seguir trayectorias históricas de los miembros más aptos que se posicionan en áreas buenas. En este algoritmo, las partículas se agrupan o convergen en torno a una óptima, o varias óptimas.

2.4 Resultados de la revisión

En el estado del arte de la esta revisión se encontró que existen técnicas de planeación de rutas tele-operadas por humanos experimentados, patrones de búsqueda de objetivos estacionarios, técnicas probabilistas de búsqueda, entre otras. Sin embargo, se observó que es reducido el número de técnicas multirobot propuestas hasta la fecha para planeación de trayectorias en áreas no urbanas. Por ello, se establece como área de oportunidad para proponer una nueva técnica.

Capítulo 2. Estado del arte

Clasificación

El diagrama de la figura 2.4 sintetiza los diferentes enfoques y métodos mostrados en este capítulo. Se puede decir que la propuesta de algoritmo multirobot para la problemática WiSAR en esta tesis es una fusión de un enfoque heurístico y métodos probabilistas; dicha intersección en esta propuesta, se genera en el uso de la heurística de un algoritmo inspirado en la naturaleza y en la representación del entorno con probabilidades de transición que simulan el movimiento de la persona perdida.



3. Enfoque propuesto

El enfoque propuesto, llamado BFO Wilderness Search (BFOWS), consiste en una representación donde a cada área se le asigna una probabilidad (sección 3.1), y un algoritmo basado en la heurística BFO (sección 3.2) que usa dicha representación.

3.1 Representación del entorno

Capobianco et al (2016) establecen que los robots necesitan una representación adecuada del mundo y su alrededor para operar en un entorno estructurado pero dinámico. En el enfoque propuesto en esta tesis, se seleccionó la representación con mallas (celdas) porque es de uso general (tanto en videojuegos, robótica e inteligencia artificial) y permite una representación y razonamiento simple del entorno. El mapa de celdas es uno de los primeros enfoques propuestos para representar entornos (Moravec and Elfes, 1985) y actualmente se sigue utilizando (Siegwart et al, 2011). Una reciente implementación Luo et al (2014), usa una malla del entorno local que se construye dinámicamente para que un robot realice la navegación.

3.1.1 Malla probabilista

El enfoque propuesto usa una malla discreta probabilista de tamaño $M \times N$ (Fig. 3.1) donde

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N c_{ij} = 1 \quad (3.1)$$

tal que $c_{ij} \geq 0$, es el valor de cada celda que representa la probabilidad de encontrar a la persona en esa zona. Por lo tanto, un círculo de mayor tamaño en la representación del entorno indica una mayor probabilidad de encontrar a la persona perdida.

Para modelar como evoluciona el entorno al transcurrir el tiempo con predicciones del compor-

Capítulo 3. Enfoque propuesto

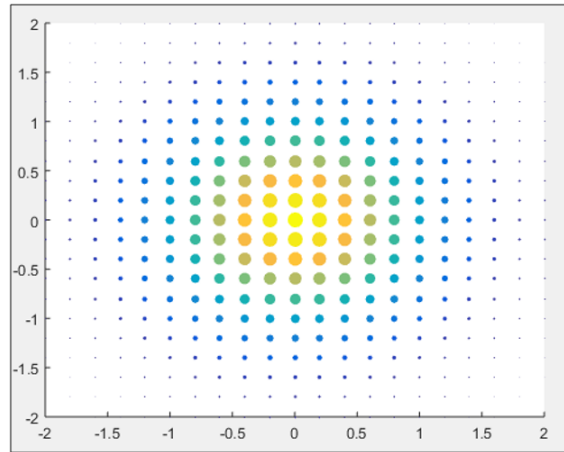


Figura 3.1: Representación del entorno con una malla probabilista.

tamiento de viaje de la persona perdida se aplican cadenas de Markov de tiempo discreto sobre la malla probabilista.

Las cadenas de Markov se conocen como un tipo especial de proceso estocástico discreto en el que la probabilidad de que ocurra un evento depende solamente del evento inmediatamente anterior. Su aplicación es útil para modelar un gran número de fenómenos físicos, biológicos, económicos y sociales (Durrett, 2016). Básicamente, un proceso de Markov implica que dado un estado actual X_n después de n unidades de tiempo, conocer cualquier otra información acerca de estados anteriores es irrelevante para predecir el siguiente estado X_{n+1} .

Los datos de las posibles transiciones se expresan de forma indexada dentro de una matriz cuadrada $\mathbb{S}^2 = \mathbb{S} \times \mathbb{S}$ conocida como matriz de transición de cadena de Markov, donde el conjunto \mathbb{S} representa el espacio de estados del proceso, y el valor $X_n \in \mathbb{S}$ es el estado del proceso al tiempo n . Esta información se puede etiquetar dentro de la matriz de probabilidades debido a que el conjunto de estados \mathbb{S} es contable; el estado inicial i corresponde a un número de fila mientras el estado final j corresponde a un número de columna. La matriz de transición se representa de la siguiente forma:

$$T = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & p_{1,3} & \cdots & p_{1,S} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & p_{2,3} & \cdots & p_{2,S} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{S,1} & p_{S,2} & p_{S,3} & \cdots & p_{S,S} \end{bmatrix}$$

⁰ 0	¹ 0	² 0
³ 0	⁴ 1	⁵ 0
⁶ 0	⁷ 0	⁸ 0

(a)

⁰ 0	¹ 0.1	² 0
³ 0.1	⁴ 0.6	⁵ 0.1
⁶ 0	⁷ 0.1	⁸ 0

(b)

Figura 3.2: Ejemplo con valores de una malla 3×3 . (a) estado actual X_n (b) estado siguiente X_{n+1} .

Las filas en una matriz de transición satisfacen la condición

$$\sum_{j=1}^{\mathbb{S}} P_{i,j} = 1$$

Para cada índice de línea $i \in \mathbb{S}$

La evolución aleatoria del entorno por cada intervalo de tiempo se logra al multiplicar la matriz que contiene los valores de la malla de probabilidades f en el tiempo n por la matriz de transición T :

$$f^l = fT \tag{3.2}$$

Por ejemplo, a partir de la Fig. 3.2(a), que representa el estado actual X_n de una malla probabilista con dimensión 3×3 que contiene el *LKP* en la celda cuatro ($p(4,4) = 1$) se obtiene una matriz f con los siguientes datos:

$$f = \begin{matrix} & 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 \\ \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Con base a una cadena de Markov que describe las reglas para posibles transiciones de viaje de la persona perdida, se tiene:

$$p(m,n) = 0.6, \quad p(m+1,n) = 0.1, \quad p(m-1,n) = 0.1, \quad p(m,n+1) = 0.1, \quad p(m,n-1) = 0.1$$

que también se puede representar gráficamente en la Fig. 3.3. Entonces, los cambios de estado de la

Capítulo 3. Enfoque propuesto

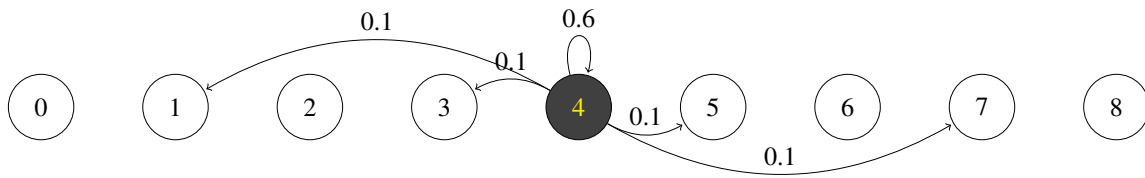


Figura 3.3: Estado de una Cadena de Markov, donde el estado actual se encuentra en color obscuro.

cadena de Markov se ingresan en la matriz de transición T .

$$T = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.6 & 0.2 & 0 & 0.2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.133 & 0.6 & 0.133 & 0 & 0.133 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0.6 & 0 & 0 & 0.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0.133 & 0 & 0 & 0.6 & 0.133 & 0 & 0.133 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.133 & 0 & 0.133 & 0.6 & 0 & 0 & 0.133 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0 & 0 & 0.6 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.133 & 0 & 0.133 & 0.6 & 0.133 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2 & 0 & 0.2 & 0.6 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Finalmente, el siguiente estado X_{n+1} o f' , se calcula al realizar la multiplicación de matrices $f \times T$. Dando como resultado:

$$f' = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \\ 7 \\ 8 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0.1 & 0 & 0.1 & 0.6 & 0.1 & 0 & 0.1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

A partir de f' se puede ilustrar gráficamente en la malla probabilista el estado X_{n+1} como se muestra en la Fig. 3.2(b).

3.1.2 Interpolación

Aunque la representación del entorno es discreta a través de la malla, un agente puede estar en cualquier posición $p \in \mathbb{R}^2$. Por lo que se requiere estimar la probabilidad para un punto cualquiera. Por ello se usa una interpolación a partir de los valores de la malla con una interpolación bilineal.

Interpolación lineal. La interpolación lineal encuentra el valor de una función $\mathbb{R}^1 \Rightarrow \mathbb{R}^1$ al considerar dos puntos y un modelo lineal como se observa en la figura 3.4. Si se conocen los valores de $f(x_1)$ y $f(x_2)$, para obtener un tercer punto interpolado $f(x')$ tal que $x_1 < x' < x_2$, se puede calcular con la siguiente ecuación:

$$f(x') = \frac{x_2 - x'}{x_2 - x_1} f(x_1) + \frac{x' - x_1}{x_2 - x_1} f(x_2) \quad (3.3)$$

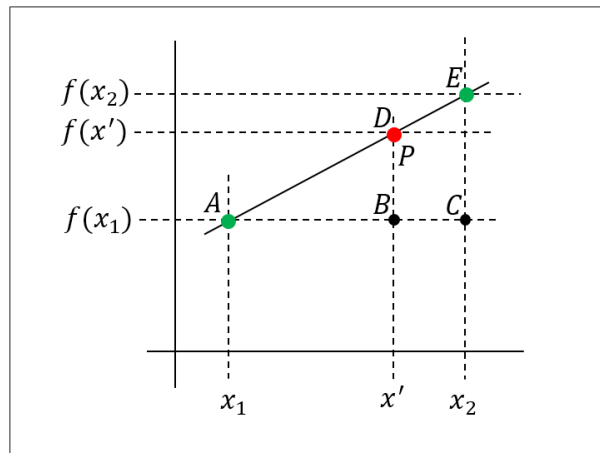


Figura 3.4: Interpolación lineal. Los puntos verdes muestran los valores conocidos y el punto rojo representa el punto a interpolar.

Interpolación bilineal. La interpolación bilineal, es una extensión de la interpolación lineal para interpolar funciones de dos variables en una malla regular de dos dimensiones (Fig. 3.5). Se realiza la interpolación lineal en una dirección y después en la otra.

Para encontrar el valor para la función f en el punto $P = (x', y')$, si se conoce el valor de f en los cuatro puntos $Q_{11} : (x_1, y_1)$, $Q_{12} : (x_1, y_2)$, $Q_{21} : (x_2, y_1)$, y $Q_{22} : (x_2, y_2)$,. Primero se hace una

Capítulo 3. Enfoque propuesto

interpolación lineal en la dirección de x :

$$f(R_1) = \frac{x_2 - x'}{x_2 - x_1} f(Q_{11}) + \frac{x' - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{21})$$

donde $R_1 = (x', y_1)$

$$f(R_2) = \frac{x_2 - x'}{x_2 - x_1} f(Q_{12}) + \frac{x' - x_1}{x_2 - x_1} f(Q_{22})$$

donde $R_2 = (x', y_2)$

(3.4)

Después se hace una interpolación en la dirección y

$$f(P) = \frac{y_2 - y'}{y_2 - y_1} f(R_1) + \frac{y' - y_1}{y_2 - y_1} f(R_2)$$

Esto proporciona una estimación de $f(x', y')$. Los mismos resultados se obtienen si la interpolación se hace primero en la dirección y y después en la dirección x .

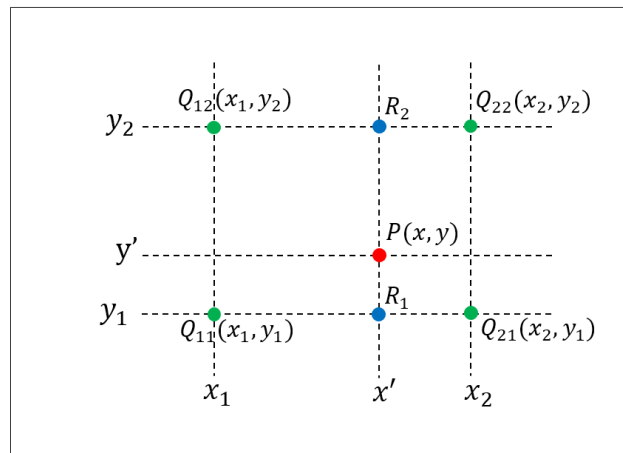


Figura 3.5: Interpolación bilineal. Los puntos verdes muestran los datos conocidos y el punto rojo representa el punto a interpolar.

3.2 Descripción del algoritmo

El algoritmo BFO se diseñó para su aplicación en dominios de problemas de optimización de funciones continuas Brownlee (2015). Básicamente, BFO se basa en el comportamiento grupal de forrajeo (Quimiotaxis) de las bacterias *E. coli*; la bacteria tiende a percibir la dirección de la comida y trata de escalar hacia los gradientes del entorno (bajos o altos) tomando en cuenta efectos

3.3 Modificaciones al algoritmo original BFO

combinados de señales de atracción y repulsión (función de interacción bacteria-bacteria). Esta estrategia del algoritmo de manera colectiva y estocástica logra un tipo de optimización al proveer a las bacterias de un comportamiento (movimientos) que les permite buscar valores altos o bajos (pudiendo enjambrar en ellos), evadir valores neutrales o en su caso encontrar la forma de salir de ellos (Passino, 2002).

La interacción bacteria-bacteria permite reducir el costo de la bacteria y además aporta un comportamiento de enjambre; es decir, las bacterias se perciben unas a otras y se organizan en grupos para dirigirse y abundar en altas concentraciones de nutrientes. A continuación se presenta la ecuación para la función de interacción g :

$$g(cell_k) = \sum_{i=1}^S \left[-d_{attract} \times \exp \left(-w_{attract} \times \sum_{m=1}^P (cell_m^k - other_m^i)^2 \right) \right] + \sum_{i=1}^S \left[h_{repellant} \times \exp \left(-w_{repellant} \times \sum_{m=1}^P (cell_m^k - other_m^i)^2 \right) \right] \quad (3.5)$$

Donde $cell_k$ es una bacteria dada a evaluar, $other$ se refiere a cada una de las demás bacterias, $d_{attract}$ y $w_{attract}$ son coeficientes de atracción, $h_{repellant}$ y $w_{repellant}$ son coeficientes de repulsión, S es el número de bacterias en la población y P es el número de dimensiones en un vector de posiciones de bacterias dado.

El pseudocódigo del Algoritmo 1 representa el movimiento clásico de las bacterias en BFO; es decir, el comportamiento quimiotáctico de nadado y giro de las bacterias. Este implica los parámetros restantes del algoritmo: $Population$ son las posiciones de las bacterias, $Cells_{num}$ es la cantidad de bacterias en la población, N_c es el número de Quimiotaxis, N_s es el número de pasos de natación para una célula dada y $Step_{size}$ es un vector de dirección con el mismo número de dimensiones que el espacio de búsqueda del problema.

3.3 Modificaciones al algoritmo original BFO

Cuando existen problemas complejos en los cuales no es viable adaptar técnicas convencionales se pueden aplicar algoritmos que pertenecen a la Inteligencia Computacional, Computación Inspirada Biológicamente y Metaheurísticas (Brownlee, 2015). WiSAR es un problema difícil, por lo tanto, para

Capítulo 3. Enfoque propuesto

Algorithm 1 Quimiotaxis y nadado de BFO

Input: $Population, Problem_{size}, Cells_{num}, N_s, Step_{size}, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant}$

- 1: **for** ($Cell \in Population$) **do**
- 2: $Cell_{fitness} \leftarrow Cost(Cell) + interaction(Cell, Population, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant})$
- 3: $Cell_{health} \leftarrow Cell_{fitness}$
- 4: $Cell' \leftarrow \emptyset$
- 5: **for** $i \leftarrow 1, N_s$ **do**
- 6: $RandomStepDirection \leftarrow CreateStep(Problem_{size})$
- 7: $Cell'_{fitness} \leftarrow Cost(Cell') + interaction(Cell', Population, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant})$
- 8: **if** ($Cell'_{fitness} > Cell_{fitness}$) **then**
- 9: $i \leftarrow N_s$
- 10: **else**
- 11: $Cell \leftarrow Cell'$
- 12: $Cell_{health} \leftarrow Cell_{health} + Cell'_{fitness}$
- 13: **end if**
- 14: **end for**
- 15: **end for**

aplicar el algoritmo original BFO a dicho problema fue necesario realizar algunas modificaciones a la heurística de inteligencia social y al movimiento natural de BFO. Además, otras adaptaciones se aplican al entorno, ya que este se modifica debido a la acción de búsqueda del algoritmo. A continuación se describen detalladamente las mejoras y adaptaciones:

Algorithm 2 Quimiotaxis y nadado de BFOWS

Input: $Population, Problem_{size}, Cells_{num}, N_s, Step_{size}, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant}$

- 1: **for** ($Cell \in Population$) **do**
- 2: $Cell_{fitness} \leftarrow Cost(Cell) - interaction(Cell, Population, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant})$
- 3: $Cell_{health} \leftarrow Cell_{fitness}$
- 4: $Cell' \leftarrow \emptyset$
- 5: **for** $i \leftarrow 1, N_{probe}$ **do**
- 6: $OrientedStepDirection \leftarrow CreateStepSemiDirected(Problem_{size}, \sigma, v_{k-1}, \theta_{randn})$
- 7: $Cell'_{fitness} \leftarrow Cost(Cell') + interaction(Cell', Population, d_{attract}, w_{attract}, h_{repellant}, w_{repellant})$
- 8: **if** ($Cell'_{fitness} > Cell_{fitness}$) **then**
- 9: $Cell \leftarrow Cell'$
- 10: $Cell_{health} \leftarrow Cell_{health} + Cell'_{fitness}$
- 11: **end if**
- 12: **end for**
- 13: $explora(Cell)$
- 14: **end for**

3.3.1 Dirección semi-dirigida de movimiento

La línea 6 del algoritmo 1 produce direcciones aleatorias para las bacterias; sin embargo, para resolver el problema de búsqueda de una persona perdida mediante múltiples robots se requiere una adaptación en la generación de nuevas direcciones de exploración que evite movimientos complicados para las aeronaves no tripuladas. Para lograr esta adaptación se realiza una modificación en la línea 6 del algoritmo 2; consiste en calcular el ángulo θ del movimiento anterior de la bacteria al aplicar la función arcotangente a las componentes rectangulares del vector unitario en cuestión, enseguida, para obtener θ' al resultado anterior se suma un ángulo aleatorio extraído de una distribución normal estándar θ_{randn} , finalmente, para generar las componentes del nuevo vector de dirección de la bacteria v' se aplica a θ' la función coseno y seno. De esta forma se logra una trayectoria suave para los agentes, lo cual les permite cubrir una mayor área de búsqueda evitando los retornos redundantes en zonas ya exploradas. A continuación, se muestran las ecuaciones para calcular la nueva dirección de la bacteria:

$$\begin{aligned}\theta &= \arctan\left(\frac{v_y}{v_x}\right) \\ \theta' &= \theta + \theta_{randn} \\ v' &= [\cos\theta', \sin\theta']\end{aligned}\tag{3.6}$$

donde, θ y $v = [v_x, v_y]$ son el ángulo y el vector del movimiento anterior de la bacteria respectivamente, θ' y v' se refieren al ángulo y vector del siguiente movimiento de la bacteria.

3.3.2 Función de exploración

Para abordar las necesidades del problema de búsqueda de personas perdidas, se requiere de una exploración efectiva por parte de los agentes que tome en cuenta las siguientes características: 1) La probabilidad de encontrar al objetivo debe estar constantemente actualizada, ya que esta cambia a través del tiempo debido a que la persona se encuentra en movimiento y 2) Cuando los agentes van a explorar alguna zona y no tienen éxito en encontrar a la persona; la probabilidad de que se encuentre el objetivo en esa misma región tiene que disminuir para futuras exploraciones.

El Algoritmo 2 en la línea 13, contiene una función de exploración efectiva ($explora(Cell)$) para

Capítulo 3. Enfoque propuesto

determinar si al realizar una exploración el objetivo se encuentra en una zona o no y también para reducir las probabilidades en áreas recientemente exploradas. Esta función toma celdas actualizadas de la malla probabilista que se encuentran dentro del radio de alcance de la cámara del agente y las modifica de acuerdo a la probabilidad de exploración efectiva que se configure en el algoritmo para detectar al objetivo. Si el objetivo es detectado, la búsqueda del algoritmo termina con éxito, en caso contrario aunque los agentes exploren el área donde se encuentra el objetivo, estos podrían no detectarlo y seguir buscando en otros lugares.

La función de exploración modifica el entorno, esto ayuda a los agentes a realizar una cobertura rápida y prioritaria que se dirige hacia las áreas no exploradas, donde existen altas probabilidades de encontrar a la persona extraviada, de esta manera se aumentan las posibilidades de encontrar a la persona en menor tiempo y por ende, viva e ilesa. Se utiliza la siguiente ecuación para reducir la probabilidad de las celdas que exploran los agentes:

$$p(\text{cell}_{ij}^k) = p(\text{cell}_{ij}^{k-1}) - \alpha[p(\text{cell}_{ij}^{k-1})] \quad (3.7)$$

Donde $p(\text{cell}_{ij}^k)$ es la probabilidad de que una persona se encuentre en la celda después de una exploración en el tiempo $t = k$, α es un coeficiente que indica el logro de exploración efectiva y $p(\text{cell}_{ij}^{k-1})$ es la probabilidad que contenía la celda antes de ser explorada.

3.3.3 Mejora de atracción en función de interacción

Por último, se observó que algunas bacterias luego de consumir recursos de alguna zona en la cual a sus alrededores no había más nutrientes, estas tendían a perderse y a permanecer alejadas en dichos lugares por un tiempo considerable; mientras tanto, otras bacterias encontraban lugares con mayor cantidad de nutrientes en el entorno. Esto se originó debido a que la función de interacción de BFO sólo toma en cuenta la distancia entre las bacterias y los coeficientes de atracción y repulsión para realizar el efecto combinado de enjambre. Por esta razón, se modificó la función de interacción clásica de BFO, ecuación (3.5), para lograr elevar la atracción de cada bacteria hacia lugares que otras bacterias encuentran con mejor cantidad de nutrientes. Esta adaptación se muestra en la siguiente

ecuación:

$$g(cell_k) = \sum_{i=1}^S \left[-d_{attract} \times \left(\frac{other_{cost}^i}{cell_{cost}^k} \right) \times \exp \left(-w_{attract} \times \sum_{m=1}^P \left(cell_m^k - other_m^i \right)^2 \right) \right] + \sum_{i=1}^S \left[h_{repellant} \times \exp \left(-w_{repellant} \times \sum_{m=1}^P \left(cell_m^k - other_m^i \right)^2 \right) \right] \quad (3.8)$$

donde, $other_{cost}^i$ es la cantidad de nutrientes que encuentran otras bacterias, y $cell_{cost}^k$ es el costo actual de la bacteria en cuestión.

3.4 Resumen

En resumen la técnica de exploración multirobot propuesta en esta tesis está compuesta de varias adaptaciones al algoritmo BFO. El entorno se modela por una malla probabilista y para estimar la evolución del entorno se usa una cadena de Markov. La tabla 3.1 resume los factores y técnicas que utiliza el enfoque propuesto para resolver WiSAR:

Factores	Técnica utilizada
Representación del entorno por probabilidad de área.	Malla probabilista.
Evolución del entorno al pasar el tiempo.	Matriz de transición de cadenas de Markov.
Modelado de movimiento de viaje de la persona.	Random Walk.
Evitar movimientos aleatorios para el equipo de agentes.	Adaptación de BFO para realizar movimientos con dirección semi-dirigida.
Probabilidad de detección de objetivo.	Función de exploración que además actualiza el entorno.
Percepción de áreas con mayor probabilidad.	Adaptación a la función de interacción social de BFO que mejora la atracción de los agentes a lugares con mayor probabilidad de éxito.

Tabla 3.1: Resumen de factores y técnicas utilizadas para resolver WiSAR por medio de una exploración multirobot con BFO.

4. Pruebas y resultados

4.1 Calibración del algoritmo propuesto

Antes de realizar la ejecución de los experimentos se realizó una calibración de los parámetros del algoritmo BFOWS. La calibración de una metaheurística influye en un mejor desempeño de la misma que permite encontrar soluciones óptimas. Primeramente, se evaluaron valores para el coeficiente de dirección semi-dirigida σ (Fig. 4.1), la evaluación consistió en pruebas de cobertura del entorno a un 85 %.



Figura 4.1: Evaluación de coeficiente sigma para lograr un 85 % de exploración en el entorno (375 celdas).

4.2 Pruebas de contraste entre BFOWS y LMS

Para seleccionar un método apropiado para compararse contra la técnica propuesta BFOWS se consideró que fuera un método multirobot similar al patrón fijo Grid Search que se usa comúnmente en WiSAR. La técnica LMS se seleccionó debido a que se usó como método de comparación para validar una estrategia multirobot para búsqueda de personas en WiSAR (Macwan et al, 2015). LMS

Capítulo 4. Pruebas y resultados

cuenta con barridos de distinta orientación sobre el área de búsqueda, lo cual permite aumentar la probabilidad de detectar a un objetivo en movimiento; asimismo, dado que el espaciamiento de las trayectorias en el centro de la búsqueda es muy pequeño, este patrón fijo de trayectorias se usa para proporcionar una mejor cobertura en el área de mayor probabilidad para localizar a la persona perdida.

Los experimentos que se realizaron para contrastar la técnica propuesta BFO *Wilderness Search* (BFOWS) contra el método de patrón de cobertura no probabilista *Lawnmower-Spiral* (LMS) evalúan el tiempo invertido en la búsqueda y la distancia total multirobot recorrida.

Las preguntas de investigación que se desean responder son:

RQ1. ¿Se reduce el tiempo de búsqueda con BFOWS respecto de LMS?

RQ2. ¿Se reduce la distancia total recorrida por los agentes en una búsqueda con BFOWS respecto de LMS?

4.2.1 Materiales y métodos

Caso de estudio

Un niño excursionista de 12 años se perdió a campo abierto. Cuando los familiares reportaron el incidente habían transcurrido 6 hrs.

Análisis de la información (etapa de investigación)

Se tiene información a partir de casos anteriores con el mismo perfil que tienden a viajar a una velocidad aproximada de 2.4 km/h hacia afuera del *LKP*, estos datos generan una área de búsqueda teórica con radio de 14.4 km a partir del *LKP*. Una información relevante sobre el perfil del niño es que cuenta habilidades de excursionista y se sabe que los excursionistas experimentados tienden a encontrarse a una distancia de 3.4 km del *LKP* (Phillips et al, 2014).

Simulación de movimiento de persona

A partir de esta información, se estableció en las simulaciones una área de búsqueda prioritaria de 7.2 km de radio con centro en la ubicación donde fue visto por última vez la persona, $LKP = (0, 0)$. También se estableció que el objetivo puede viajar a una velocidad máxima de 2.4 km/h; para esto, se simulan recorridos de viaje de 600 m cada 15 min por medio de un camino aleatorio. Los posibles

4.2 Pruebas de contraste entre BFOWS y LMS

recorridos de camino aleatorio se configuraron de la siguiente manera: 10% de posibilidades para permanecer en el mismo lugar (m, n) , y de 22.5% para moverse a cualquier punto vecino; $(m + 1, n)$, $(m - 1, n)$, $(m, n + 1)$ y $(m, n - 1)$. La tabla 4.1 resume los parámetros seleccionados para el problema propuesto.

Simulación de aeronaves

Se simulan aeronaves no tripuladas con las siguientes capacidades: tamaño de paso de 0.333 (el cual es una pequeña fracción del entorno), velocidad promedio de 20 km/h, frecuencia de exploración cada minuto, radio de detección del objetivo de 0.6 km con 40% de efectividad y tiempo límite de búsqueda de 4.8 horas (288 min).

Detalles de implementación

Los algoritmos BFOWS y LMS se implementaron en el software Matlab R2015 para realizar las simulaciones. A partir de los datos obtenidos en la etapa de análisis de información, se implementó una malla con la función Meshgrid usando una separación uniforme de 0.6 en el intervalo $[-7.2, 7.2]$. Esta malla contiene coordenadas que sirvieron para indicar las posiciones de una matriz de costo de tamaño 25×25 . Finalmente, para representar la probabilidad del entorno se empleó una matriz, donde cada elemento representa la probabilidad de encontrar al sujeto en la celda correspondiente del entorno.

A continuación se describen los detalles de implementación de cada una de las técnicas:

BFOWS. En la implementación de la técnica BFOWS se usó una malla probabilista o matriz de costo del entorno que almacenó datos que se generaron por una función que utiliza una matriz de transición T de tamaño $n \times n$ que se configura de acuerdo a el tipo de objetivo y tamaño

Parámetros	Valor
Tamaño de entorno	7.2×7.2
Radio de búsqueda	7.2
Espacio de separación entre celdas	0.6
Random walk inicial	24
Velocidad de objetivo	0.6 cada 15 min.
Posición inicial del objetivo	fija / aleatoria

Tabla 4.1: Configuración del Problema.

Capítulo 4. Pruebas y resultados

del entorno. En esta técnica, los agentes se colocaron en forma aleatoria en un radio muy pequeño equivalente a un km alrededor del *LKP* al momento de despliegue. Se implementaron varios parámetros para la generación de trayectorias; $\sigma = 0.7854$ y $\mu = 0$ son coeficientes para lograr una dirección semi-dirigida. También se tienen coeficientes de atracción y repulsión; $d_{attr} = 1.6 \times 10^{-6}$, $w_{attr} = 3$, $h_{rep} = 6.4 \times 10^{-5}$ y $w_{rep} = 5$. Los parámetros del grupo de coeficientes de atracción y repulsión se configuraron en relación al tamaño del entorno y la cantidad de agentes, esto para lograr una inteligencia colectiva en la exploración. Los parámetros del algoritmo BFOWS se encuentran en la tabla 4.2.

LMS. En la técnica LMS el entorno no es probabilista ya que la exploración se lleva a cabo mediante un patrón fijo. La ubicación de todos los agentes se establece inicialmente en el punto de referencia *LKP*, entonces, se mueven a partir del momento de despliegue Δt con trayectorias de forma radial hacia afuera con ángulos de rumbo uniformemente θ_i distribuidos con relación al número de aeronaves; por ejemplo, en el caso de cinco aeronaves $N_a = 5$, le corresponde a cada agente un ángulo θ_i con base a incrementos $\theta_{inc} = \frac{360^\circ}{N_a} = 72^\circ$ respectivamente en el rango $[0^\circ, 360^\circ]$. Al llegar al radio máximo del área de búsqueda, los agentes giran en dirección de las manecillas del reloj y navegan por el límite hasta completar el ángulo $\theta_{lim} = \theta_i - \frac{\theta_{inc}}{2}$ y regresan con nuevas trayectorias al *LKP*. Finalmente, todos los agentes realizan un giro de 22.5° y se itera el ciclo de operación hasta terminar el tiempo de búsqueda. Los parámetros del algoritmo LMS se encuentran en la tabla 4.3.

4.2.2 Descripción del experimento

Los experimentos consistieron en realizar simulaciones en ambas técnicas para resolver el caso de estudio. Para ser justos, en cualquier caso, las técnicas BFOWS y LMS implementaron por igual: el número de robots y capacidades, las características del área de búsqueda máxima y el límite de tiempo de búsqueda.

Experimento I: Número de agentes variable con un LKP fijo

En el primer experimento se realizaron 60 pruebas; consistió en 15 pruebas por cada configuración de número de agentes implementados (dos hasta cinco), para una búsqueda donde la posición inicial

de la persona perdida se establece en un punto específico para todas las pruebas. El punto fijo se generó a partir de 24 ejecuciones de camino aleatorio.

Experimento II: Número de agentes fijo con un LKP variable

En este experimento se realizaron 90 pruebas para una búsqueda con cinco agentes donde la posición inicial de la persona perdida se estableció en un lugar aleatorio (15 pruebas por cada lugar distinto) que se genera por 24 pasos de camino aleatorio.

Parámetros BFOWS	Valor
Número de agentes	2 - 5
Despliegue	aleatorio en un radio de 1 con centro en el <i>LKP</i>
Tamaño de paso	0.333
Número de pasos quimiotácticos	288
Número de nadados	1
Número de sondeos	10
dattr	1.6×10^{-6}
wattr	3
hrep	6.4×10^{-5}
wrep	5
Dirección semi-dirigida (σ, μ)	0.7854, 0
Probabilidad de detección (α)	0.4
Radio de detección	0.6

Tabla 4.2: Configuración del algoritmo BFOWS.

Parámetros LMS	Valor
Número de agentes	2 - 5
Despliegue	todos los agentes en el <i>LKP</i>
Tamaño de paso	0.333
Angulo de despliegue θ_i	distribuidos uniformemente
Angulo a recorrer en el limite	$\theta_{lim} = \theta_i - \frac{\theta_{inc}}{2}$
Giro en nuevas trayectorias al llegar al <i>LKP</i>	22.5°
Dirección	patrón fijo predefinido
Probabilidad de detección (α)	0.4
Radio de detección	0.6

Tabla 4.3: Configuración del algoritmo LMS.

4.2.3 Métricas

Para contrastar los resultados de los experimentos se utilizaron las siguientes métricas:

Tiempo de búsqueda. Se refiere al tiempo total requerido para completar una búsqueda con éxito (encontrar a la persona perdida).

Distancia total multirobot. Es la distancia total que recorren los robots como grupo. Esta métrica se calcula como:

$$d_t = \sum_{i=1}^n d(\text{agente}_i)$$

4.3 Resultados

Las gráficas que aparecen en la figura 4.2 muestran el promedio (a) y la mediana (b) del tiempo (minutos) de búsqueda que registraron las técnicas BFOWS y LMS para lograr encontrar a un objetivo con número de agentes variable y un LKP fijo. Asimismo, la Fig. 4.3 presenta las gráficas de la distancia (kilómetros) promedio (a) y media (b) del recorrido multirobot que se generó para resolver el mismo problema. Por otra parte, la Fig. 4.4 se refiere a una prueba t-Student para muestras independientes que consistió en comparar el tiempo (a) y distancia multirobot (b) consumido por los algoritmos BFOWS y LMS cuando la búsqueda se lleva a cabo con número de agentes fijo y un LKP variable.

4.4 Resumen

Los resultados experimentales muestran una reducción del 70.86% del tiempo promedio (Fig. 4.2) y el 70.64% de la distancia promedio (Fig. 4.3) recorrida de la técnica propuesta respecto de una técnica convencional de búsqueda y rescate cuando se usan cinco agentes para la búsqueda de un niño en un espacio abierto. Los resultados muestran que esta reducción puede ser mucho mayor cuando se despliegan menos agentes. Por otra parte, la prueba t-Student (Fig. 4.4) confirma que existe una diferencia significativa que beneficia a la técnica propuesta respecto a LMS en los resultados de tiempo consumido (a) y la distancia multirobot (b) para búsquedas con cinco agentes variando la posición inicial de la persona; tiempo BFOWS (media = 21.52, desviación estándar =

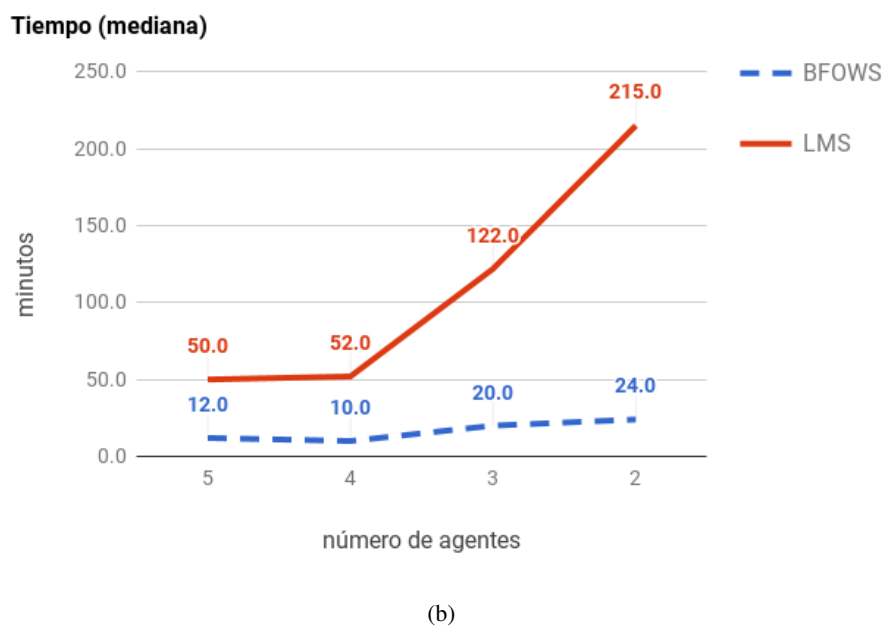
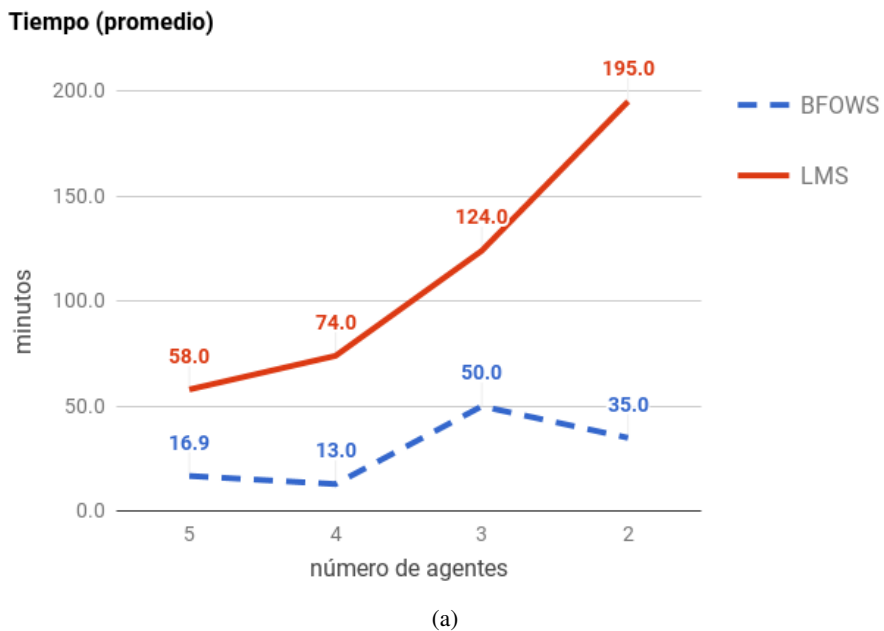
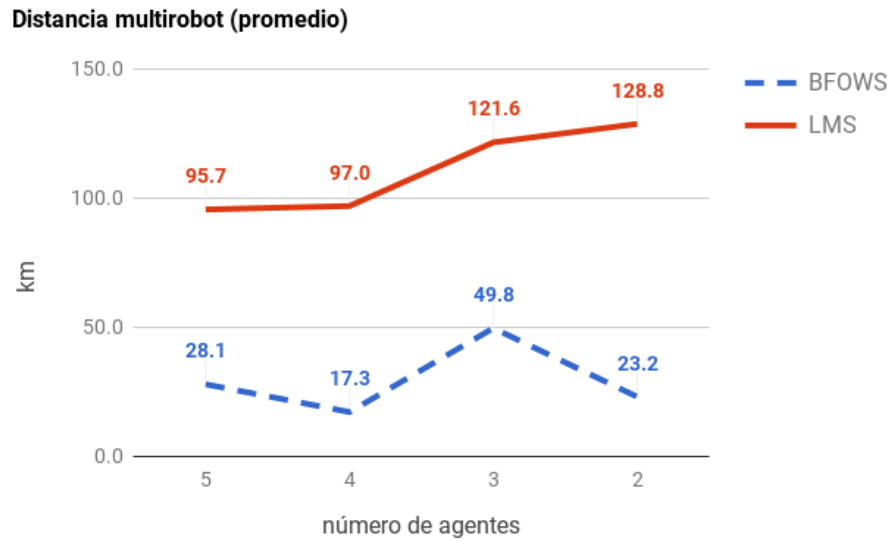
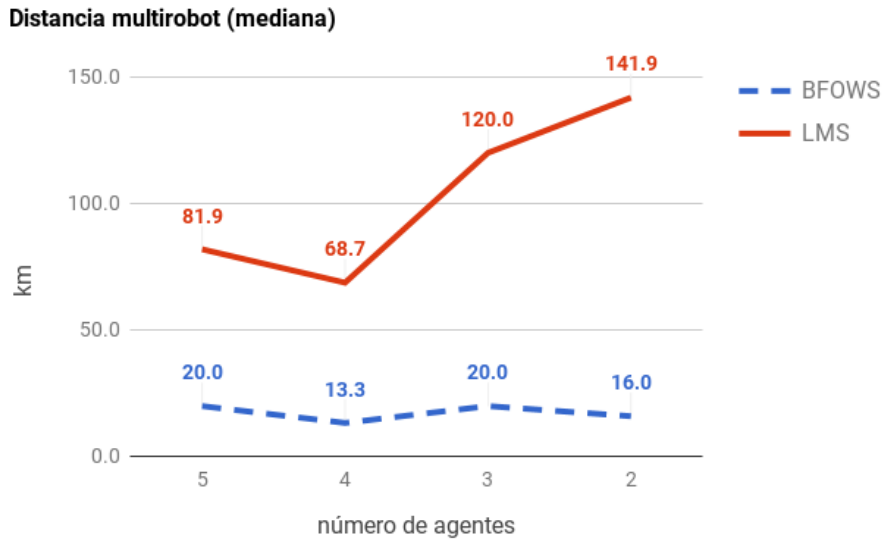


Figura 4.2: Tiempo de búsqueda promedio (a) y medio (b) de BFOWS y LMS variando el número de agentes.

17.71), mientras que LMS (media = 48.02, desviación estándar = 45.88), $t(108.49) = -4.969$, $p < 0.000$, asimismo, en distancia multirobot BFOWS (media = 35.82, desviación estándar = 29.46), en cambio, LMS (media = 78.63, desviación estándar = 74.86), $t(109.41) = -4.906$; $p < 0.000$.

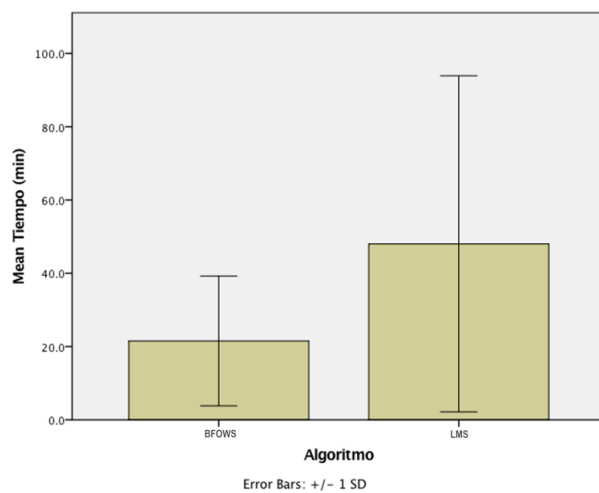


(a)

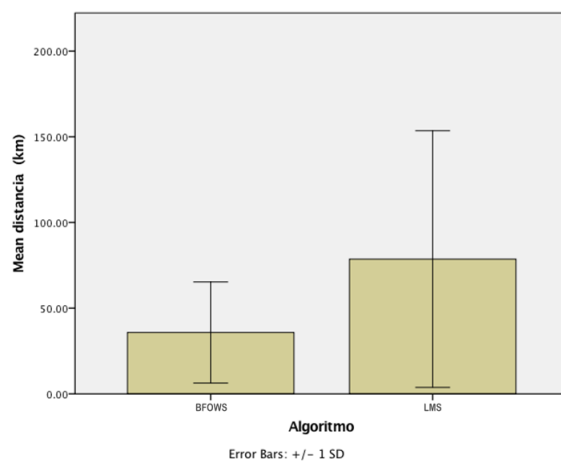


(b)

Figura 4.3: Distancia multirobot promedio (a) y mediana (b) registradas con BFOWS y LMS al implementar distinto número de agentes.



(a)



(b)

Figura 4.4: Prueba t-Student con cinco agentes y posición inicial aleatoria de la persona perdida; (a) tiempo consumido por el algoritmo y (b) distancia multirobot recorrida.

5. Conclusión y trabajo futuro

5.1 Discusión

Se observa que la técnica BFOWS genera patrones equivalentes a los comúnmente usados por el personal de búsqueda y rescate WiSAR; se presentan barridos coordinados entre los agentes con cierta distancia de separación entre ellos y una división de trabajo en distintas direcciones. Dichos comportamientos se realizan con base a el tipo de entorno que se configure. La figura 5.1 ilustra tres patrones de movimiento comunes para dos agentes que se observaron en la técnica propuesta.

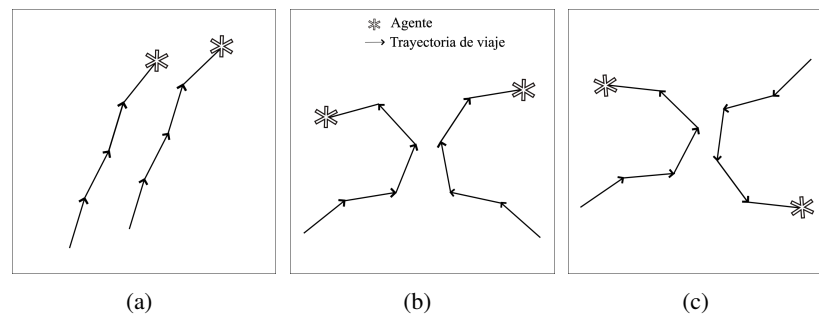


Figura 5.1: Patrones de movimiento para dos agentes observados en la técnica propuesta: (a) barrido coordinado, (b) división de trabajo en mismo hemisferio, y (c) división de trabajo en diferentes hemisferios.

Una búsqueda eficiente en WiSAR es difícil ya que el objetivo sólo se puede ver parcialmente en el entorno; es decir, aunque la vista aérea de los agentes dedicados a WiSAR permita inspeccionar grandes áreas, comúnmente existen factores del entorno que se deben considerar porque disminuyen la capacidad de detección del objetivo. Algunos de los factores son: una densa vegetación, la distancia entre la cámara del aeronave y el suelo, las condiciones de iluminación, entre otros (Lin and Goodrich, 2014). Con el fin de tomar en cuenta la disminución de detectar al objetivo debido a las características de una zona no urbana que se mencionan anteriormente; la técnica propuesta utiliza una función que

Capítulo 5. Conclusión y trabajo futuro

simula la probabilidad de detectar el objetivo aunque este se encuentre dentro del radio de alcance del agente. Por otra parte, el barrido coordinado –Fig. 5.1(a)– permite aumentar la posibilidad de encontrar el objetivo porque los agentes exploran varias una porción de la misma área.

Los algoritmos que se basan en patrones de búsqueda predeterminados pueden llegar a tener problemas como la falta de detección del objetivo, sobre todo cuando se encuentra en movimiento. Tal es el caso de la técnica LMS, debido al movimiento de viaje de la persona y a la forma de barrido lineal en la búsqueda que realizan los agentes a una velocidad mayor, el objetivo puede quedar fuera del radio de una exploración. Por ejemplo, la figura 5.2, ilustra una secuencia donde no se logra detectar al objetivo:

1. El agente se mueve hasta la celda 24, mientras el objetivo viaja de la celda 56 a la 46 –Fig. 5.2(a).
2. El agente explora hacia la celda 27, mientras que el objetivo se sitúa en la celda 35, la cual recientemente se inspeccionó –Fig. 5.2(b).
3. Por último, el agente continúa hacia la celda 29 y el objetivo sigue su viaje hasta llegar a la celda 16 –Fig 5.2(c).

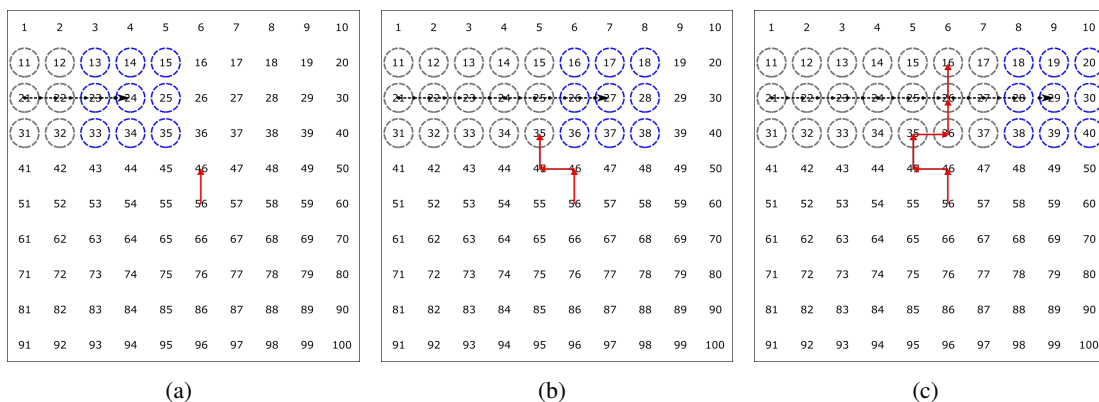


Figura 5.2: Ejemplo de patrón de cobertura cuando no se detecta a un objetivo cercano en determinado momento de exploración: (a) $t = 1$, (b) $t = 2$, y (c) $t = 3$.

Este ejemplo muestra una exploración completa pero donde no se localizó al objetivo; ya que el agente nunca coincidió en un lugar y momento común con el objetivo. Nuevamente, el barrido coordinado –Fig. 5.1(a)– permite aumentar la posibilidad de encontrar el objetivo porque dos o más agentes generan un tipo de área de contención.

La meta de usar patrones fijos es explorar áreas grandes de forma exhaustiva; este tipo de búsqueda se debe planificar adecuadamente para garantizar la cobertura del espacio de búsqueda. Tal es el caso de la técnica LMS, donde se debe cuidar que los ángulos de despliegue garanticen la cobertura de toda el área; por ejemplo, para cuatro agentes no son recomendables giros de 30, 45 o 90 grados porque los agentes recorrerían la misma zona después de tres, dos, o un ciclos, respectivamente. La técnica propuesta no tiene este problema ya que considera un mapa de probabilidades para encontrar al objetivo. Por otro lado, los patrones que se muestran en las figuras 5.1(b) y 5.1(c) favorecen la división del territorio que permite una mejor exploración del entorno.

5.2 Conclusiones

Esta tesis presenta una técnica de planeación de trayectorias para un grupo de aeronaves no tripuladas que colaboran en la búsqueda de una persona perdida en un entorno natural. La técnica propuesta realiza adaptaciones a la heurística del algoritmo BFO; se modificó el movimiento de los agentes y la manera en que interactúan estos para compartir información en un entorno dinámico durante la búsqueda. La simulación del entorno dinámico por medio de una malla probabilista y la función de matriz de transición permitieron influenciar apropiadamente el comportamiento del algoritmo BFOWS para encontrar al objetivo en menor tiempo, lo cual esta relacionado con el objetivo de reducir el tiempo de búsqueda por medio de una técnica inspirada en la naturaleza.

Las dos preguntas de investigación –¿Se reduce el tiempo de búsqueda con BFOWS respecto de LMS? y ¿Se reduce la distancia total recorrida por los agentes en una búsqueda con BFOWS respecto de LMS?– tienen respuesta afirmativa ya que en los resultados experimentales se observa que hay una reducción del 70.86% del tiempo y el 70.64% de la distancia promedio recorrida de la técnica propuesta respecto de un método tradicional WiSAR de patrón fijo reportado en la literatura cuando se usan cinco agentes para la búsqueda de un niño en un espacio abierto. Los resultados muestran que esta reducción puede ser mucho mayor cuando se despliegan menos agentes.

Asimismo, se concluye que la hipótesis de este trabajo:

Una heurística de colaboración multirobot basada en BFO que represente la probabilidad de encontrar a una persona extraviada con base en las características del entorno, el

Capítulo 5. Conclusión y trabajo futuro

tiempo transcurrido, y la información del perfil del individuo, puede encontrar a una persona extraviada en una zona no urbana de forma más eficiente en comparación con un método tradicional WiSAR de patrón fijo reportado en la literatura.

es válida. La heurística BFO logra buenos resultados ya que permite a los agentes adaptarse y dividirse el trabajo según las características del entorno; con tendencia de los agentes a explorar lugares con altas probabilidades de éxito. Por lo que se logra una técnica de búsqueda apresurada y coordinada que permite disminuir la distancia multirobot recorrida.

5.3 Trabajo futuro

Algunas de las extensiones a desarrollar en el futuro consideran:

- La generación de modelos reales a partir de mapas topográficos, como los propuestos por (Macwan et al, 2011b), (Lin and Goodrich, 2014), y (Morse et al, 2010).
- Generación de modelos de movimiento de personas perdidas, un estudio específico se encuentra en (Fathi et al, 2011)
- Implementar una red de sensores con determinado protocolo de comunicación, y almacenamiento y distribución de información entre los agentes (Gaynor and Coore, 2014).
- Implementar un algoritmo de reconocimiento de personas con drones, algunas de las técnicas para realizar esto se encuentra en (Symington et al, 2010), (Blondel et al, 2014) y (Oliveira and Wehrmeister, 2016).



Bibliografía

Adams J, Humphrey C, Goodrich M, Cooper J, Morse B, Engh C, Rasmussen N (2009) Cognitive task analysis for developing unmanned aerial vehicle wilderness search support. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making* 3(1):1–26, DOI 10.1518/155534309X431926, URL <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84993804702&doi=10.1518%2f155534309X431926&partnerID=40&md5=efd0ae410d56f71ca3c2ae6f9ab90fea>, cited By 5

Binitha S, Sathya SS, et al (2012) A survey of bio inspired optimization algorithms. *International Journal of Soft Computing and Engineering* 2(2):137–151

Blondel P, Potelle A, Pégard C, Lozano R (2014) Fast and viewpoint robust human detection for sar operations. In: 2014 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics (2014), pp 1–6, DOI 10.1109/SSRR.2014.7017675

Borenstein J, Hansen M, Borrell A (2007) The omnitread ot-4 serpentine robot - design and performance. *JOURNAL OF FIELD ROBOTICS* 24(7):601–621, DOI 10.1002/rob.20196, conference on Unmanned Systems Technology IX, Orlando, FL, APR 09-12, 2007

Brownlee J (2015) Clever algorithms: Nature-inspired programming recipes. URL <http://www.cleveralgorithms.com/nature-inspired/swarm/bfoa.html>

Capobianco R, Gemignani G, Bloisi DD, Nardi D, Iocchi L (2016) Automatic extraction of structural representations of environments. In: Menegatti E, Michael N, Berns K, Yamaguchi H (eds) *Intelligent Autonomous Systems 13: Proceedings of the 13th International Conference IAS-13*, Springer International Publishing, Cham, pp 721–733, DOI 10.1007/978-3-319-08338-4_52, URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-08338-4_52

BIBLIOGRAFÍA

- Caserta, Marco and Voß, Stefan (2010) *Metaheuristics: Intelligent Problem Solving*, Springer US, Boston, MA, pp 1–38. DOI 10.1007/978-1-4419-1306-7_1, URL http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-1306-7_1
- Chen AHL, Chyu CC (2010) Economic optimization of resource-constrained project scheduling: a two-phase metaheuristic approach. *Journal of Zhejiang University SCIENCE C* 11(6):481–494, DOI 10.1631/jzus.C0910633, URL <http://dx.doi.org/10.1631/jzus.C0910633>
- Choset H (2001) Coverage for robotics – a survey of recent results. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence* 31(1):113–126, DOI 10.1023/A:1016639210559, URL <http://dx.doi.org/10.1023/A:1016639210559>
- Durrett R (2016) *Markov Chains*, Springer International Publishing, Cham, pp 1–94. DOI 10.1007/978-3-319-45614-0_1, URL https://doi.org/10.1007/978-3-319-45614-0_1
- Fathi A, Ren X, Rehg J (2011) Learning to recognize objects in egocentric activities. In: *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on*, pp 3281–3288, DOI 10.1109/CVPR.2011.5995444
- Gaynor P, Coore D (2014) Towards distributed wilderness search using a reliable distributed storage device built from a swarm of miniature uavs. In: *2014 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, pp 596–601, DOI 10.1109/ICUAS.2014.6842302
- Glover F, Cox LH, Patil R, Kelly JP (2011) Integrated exact, hybrid and metaheuristic learning methods for confidentiality protection. *Annals of Operations Research* 183(1):47–73, DOI 10.1007/s10479-009-0574-8, URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10479-009-0574-8>
- Goodrich MA, Morse BS, Gerhardt D, Cooper JL, Quigley M, Adams JA, Humphrey C (2008) Supporting wilderness search and rescue using a camera-equipped mini uav. *Journal of Field Robotics* 25(1-2):89–110, DOI 10.1002/rob.20226, URL <http://dx.doi.org/10.1002/rob.20226>
- Jones J, Mass P (2007) Method and system for multi-mode coverage for an autonomous robot. URL <https://www.google.com/patents/US7173391>, uS Patent 7,173,391

BIBLIOGRAFÍA

- Kizer KW (1995) Dehydration and pancreatitis in a child lost in the mountains for 2 days. *Wilderness & Environmental Medicine* 6(3):304 – 306, DOI [http://dx.doi.org/10.1580/1080-6032\(1995\)006\[0304:DAPIAC\]2.3.CO;2](http://dx.doi.org/10.1580/1080-6032(1995)006[0304:DAPIAC]2.3.CO;2), URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1080603295710687>
- Lin L, Goodrich MA (2014) Hierarchical heuristic search using a gaussian mixture model for uav coverage planning. *IEEE Transactions on Cybernetics* 44(12):2532–2544, DOI 10.1109/TCYB.2014.2309898
- Luo C, Gao J, Li X, Mo H, Jiang Q (2014) Sensor-based autonomous robot navigation under unknown environments with grid map representation. In: 2014 IEEE Symposium on Swarm Intelligence, pp 1–7, DOI 10.1109/SIS.2014.7011782
- Macwan A, Benhabib B (2009) A multi-robot coordination methodology for autonomous search and rescue. In: 2009 IEEE Toronto International Conference Science and Technology for Humanity (TIC-STH), pp 675–680, DOI 10.1109/TIC-STH.2009.5444413
- Macwan A, Nejat G, Benhabib B (2011a) Optimal deployment of robotic teams for autonomous wilderness search and rescue. In: 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp 4544–4549, DOI 10.1109/IROS.2011.6094517
- Macwan A, Nejat G, Benhabib B (2011b) Target-motion prediction for robotic search and rescue in wilderness environments. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 41(5):1287–1298, DOI 10.1109/TSMCB.2011.2132716
- Macwan A, Vilela J, Nejat G, Benhabib B (2015) A multirobot path-planning strategy for autonomous wilderness search and rescue. *IEEE Transactions on Cybernetics* 45(9):1784–1797, DOI 10.1109/TCYB.2014.2360368
- Martins SL, Ribeiro CC (2006) *Metaheuristics and Applications to Optimization Problems in Telecommunications*, Springer US, Boston, MA, pp 103–128. DOI 10.1007/978-0-387-30165-5_4, URL http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-30165-5_4

BIBLIOGRAFÍA

- Matarić MJ, Michaud F (2008) Behavior-based systems. In: Siciliano B, Khatib O (eds) Springer Handbook of Robotics, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp 891–909, DOI 10.1007/978-3-540-30301-5_39, URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_39
- Moravec H, Elfes A (1985) High resolution maps from wide angle sonar. In: Proceedings. 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol 2, pp 116–121, DOI 10.1109/ROBOT.1985.1087316
- Morse BS, Engh CH, Goodrich MA (2010) Uav video coverage quality maps and prioritized indexing for wilderness search and rescue. In: 2010 5th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), pp 227–234, DOI 10.1109/HRI.2010.5453190
- Murphy RR, Stover S (2008) Rescue robots for mudslides: A descriptive study of the 2005 la conchita mudslide response. JOURNAL OF FIELD ROBOTICS 25(1-2):3–16, DOI 10.1002/rob.20207
- National Park Service (2014) U.s national park service. data: annual search and rescue reports. data from 2003–2012. URL <http://www.nps.gov/foia.htm>
- Oliveira DCD, Wehrmeister MA (2016) Towards real-time people recognition on aerial imagery using convolutional neural networks. In: 2016 IEEE 19th International Symposium on Real-Time Distributed Computing (ISORC), pp 27–34, DOI 10.1109/ISORC.2016.14
- Pandey S, Wu L, Guru SM, Buyya R (2010) A particle swarm optimization-based heuristic for scheduling workflow applications in cloud computing environments. In: 2010 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications, pp 400–407, DOI 10.1109/AINA.2010.31
- Passino KM (2002) Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. IEEE Control Systems 22(3):52–67, DOI 10.1109/MCS.2002.1004010
- Phillips K, Longden MJ, Vandergraff B, Smith WR, Weber DC, McIntosh SE, III ARW (2014) Wilderness search strategy and tactics. Wilderness & Environmental Medicine 25(2):166 – 176, DOI <https://doi.org/10.1016/j.wem.2014.02.006>, URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1080603214000829>

BIBLIOGRAFÍA

- Sharma S, Sur C, Shukla A, Tiwari R (2015) Multi robot path planning for known and unknown target using bacteria foraging algorithm. In: Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing: 5th International Conference, SEMCCO 2014, Bhubaneswar, India, December 18-20, 2014, Revised Selected Papers, pp 674–685
- Siegwart R, Nourbakhsh IR, Scaramuzza D (2011) Mobile Robot Localization, MIT Press, pp 265–367. URL <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp?arnumber=6277375>
- Stephens DW, Krebs JR (1986) Foraging theory. Princeton University Press
- Symington A, Waharte S, Julier S, Trigoni N (2010) Probabilistic target detection by camera-equipped uavs. In: 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp 4076–4081, DOI 10.1109/ROBOT.2010.5509355
- del Valle Y, Venayagamoorthy GK, Mohagheghi S, Hernandez JC, Harley RG (2008) Particle swarm optimization: Basic concepts, variants and applications in power systems. IEEE Transactions on Evolutionary Computation 12(2):171–195, DOI 10.1109/TEVC.2007.896686
- Villella A, Keen T (2014) Into the wild: Can regulation of wilderness recreational activities improve safety and reduce search and rescue incidents. Jeffrey S Moorad Sports LJ 21:323
- Yu J, LaValle SM (2016) Optimal multirobot path planning on graphs: Complete algorithms and effective heuristics. IEEE Transactions on Robotics 32(5):1163–1177, DOI 10.1109/TRO.2016.2593448



Índice alfabético

A

Área de búsqueda estadística, 13

Área de búsqueda subjetiva, 13

Área de búsqueda teórica, 13

B

BFO, 3, 26

BFOWS, 35

BIAs, 3

Búsqueda apresurada, 12

Búsqueda en región de alta probabilidad, 14

Búsqueda extendida, 15

Búsqueda restringida o perimetral, 14

C

cadena de Markov, 8, 22

celdas, 8

Clasificación, 20

Contención, 12

D

Dirección semi-dirigida, 29

E

Enfoque de razonamiento deductivo, 13

F

forrajeo, 3

G

Grid Search, 14

H

heurística, 2, 4

I

Investigación, 11

IPP, 12

L

LKP, 5, 12

LMS, 36

M

Malla probabilista, 21

MRP, 2

multirobot, 5

P

PLS, 12

Q

Quimiotaxis, 3

ÍNDICE ALFABÉTICO

R

red ad hoc, 6

Roomba, 18

S

SAR, 4

Simulación de movimiento de persona, 34

swarm intelligence, 3

U

USAR, 4

W

WiSAR, 1



Glosario

Área natural Todo entorno de la Tierra que no ha sido significativamente modificado por la actividad del ser humano.

BFO Algoritmo de optimización del forraje bacteriano.

BIAs Algoritmos inspirados en la naturaleza.

E. coli Abreviatura de Escherichia coli, un tipo de bacteria que vive en el intestino..

Metaheurísticas Estrategia de nivel superior que guía a una heurística subyacente que resuelve un problema dado.

Multirobot Robots que trabajan de manera conjunta para lograr un fin común.

Planeación de Trayectoria Búsqueda de una sucesión de posiciones para un robot, que permitirán llevarlo desde un estado inicial a uno final.

Quimiotaxis Tipo de fenómeno en el cual las bacterias y otras células de organismos uni o pluricelulares dirigen sus movimientos de acuerdo con la concentración de ciertas sustancias químicas en su medio ambiente.

SAR Operación llevada a cabo por un servicio de emergencia, civil o militar, para encontrar a alguien que se cree perdido, enfermo o herido en áreas remotas o poco accesibles.

Swarm intelligence Técnica de inteligencia artificial, basada en el estudio del comportamiento colectivo en sistemas descentralizados, auto-organizados.

USAR Búsqueda y rescate en zonas urbanas.

WiSAR Búsqueda y rescate en zonas no urbanas.