



Modelo de razonamiento basado en creencias,
deseos e intenciones para la toma de decisiones
en un algoritmo de planificación de trayectorias

Autor

WILLSON INFANTE MORENO

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

Maestría en Ingeniería

Énfasis en Ingeniería Electrónica – Línea de Investigación en Bioingeniería

Bogotá, Colombia

enero de 2025

Modelo de razonamiento basado en creencias, deseos e intenciones para la toma de decisiones en un algoritmo de planificación de trayectorias

WILLSON INFANTE MORENO

Tesis presentada como requisito para obtener el título de
MAGISTER EN INGENIERIA

Tutor

M.Sc Aldemar Fonseca Velásquez.

Co-Tutor

M.Sc Giovanni Bermúdez Bohórquez

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

Maestría en Ingeniería

Énfasis en Ingeniería Electrónica – Línea de Investigación en Bioingeniería

Bogotá, Colombia

enero de 2025

DEDICATORIA

Dedicado a:

Principalmente a DIOS, que me permite día a día sentir su luz que me guía

A mi amada esposa Kristel por ser mi apoyo y no soltar mi mano al realizar esta tesis

A mis queridas hijas por estar en las buenas (tiempo para ellas) y en las malas
(tiempo para la tesis)

Y especialmente a mi padre (QEPD) y a mi madre por sus sabios consejos

También a las personas especiales como mis amigos y profesores que me colaboraron aportando su granito de arena para el desarrollo de este trabajo

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi director de tesis, el profesor **Aldemar Fonseca**, por su reiterada disposición.

A mi co-director el profesor **Giovanni Bermúdez B.** por su sabia orientación y valioso ánimo.

A mis amigos, en especial a **John Forero**, por su constante apoyo y empuje para no decaer

Y a todos aquellos que hicieron parte de este interesante proceso, como lo fue **Diego B.**

RESUMEN

Uno de los temas de mayor interés y desarrollo en el área de la robótica, se centra en la constante mejora de la navegación autónoma para robots móviles en entornos complejos. A lo largo de los años, los algoritmos de navegación han evolucionado desde los primeros robots, ofreciendo diferentes enfoques según las necesidades específicas para cada caso.

Este trabajo final de maestría se enfocó en mejorar la técnica reactiva conocida como Campos de Potenciales Artificiales, ampliamente utilizada en la planificación de trayectorias de navegación, debido a que este método es analítico, sencillo y fácil de implementar. Esta técnica se basa en la idea de que un robot móvil se representa como una carga puntual, atrayéndose hacia un punto objetivo mientras los obstáculos ejercen fuerzas virtuales de repulsión para su evasión. La fuerza virtual resultante determina el rumbo que se debe tomar para alcanzar el punto deseado. En ambientes más complejos, este método no ofrece una solución óptima ya que puede llevar al robot a quedar atrapado en mínimos locales, impidiendo que alcance el objetivo. Para abordar este problema, se desarrolló una estrategia de navegación 2D que integra el modelo de toma de decisiones basado en el razonamiento práctico para agentes inteligentes BDI (Creencias, Deseos e Intenciones). Esta metodología permite al robot evitar mínimos locales al optimizar los campos potenciales repulsivos.

Se realiza un análisis aproximado para la versión determinista del modelo seleccionado, confirmando mediante simulaciones la consistencia de los logros con el comportamiento esperado del método, evaluando tanto los resultados cualitativos como cuantitativos, lo que sugiere un desempeño satisfactorio para mejorar la navegación.

Este trabajo contribuye en el desarrollo de métodos de navegación autónoma que permite a los robots móviles moverse de manera segura y eficiente en entornos dinámicos y desafiantes, lo que tiene importantes implicaciones en aplicaciones como la robótica de servicio, la exploración de entornos desconocidos y la robótica social entre otros.

PALABRAS CLAVE

Agentes Inteligentes, B.D.I., Campos de potencial artificial, Navegación autónoma Planificación de caminos, Razonamiento en agentes, Robótica móvil

ABSTRACT

One of the most interesting and developing topics in the field of robotics is the constant improvement of autonomous navigation for mobile robots in complex environments. Over the years, navigation algorithms have evolved since the first robots, offering different approaches depending on the specific needs of each case.

This final master work focuses on improving the reactive technique known as artificial potential fields, widely used in navigation trajectory planning, because this method is analytical, simple and easy to implement. This technique is based on the idea that a mobile robot is represented as a point load, attracted to a target point while obstacles exert virtual repulsive forces to avoid it. The resulting virtual force determines the course to be taken to reach the desired point. In more complex environments, this method does not provide an optimal solution as it may lead the robot to become trapped in local minima, preventing it from reaching the target. To address this problem, a 2D navigation strategy is proposed that integrates the decision making model based on practical reasoning for intelligent agents BDI (Beliefs, Desires and Intentions). This methodology allows the robot to avoid local minima by optimizing repulsive potential fields.

An approximate analysis is performed for the deterministic version of the selected model, confirming through simulations the consistency of the achievements with the expected behavior of the method, evaluating both qualitative and quantitative results, suggesting a satisfactory performance for improved navigation.

This work contributes in the development of autonomous navigation methods that enable mobile robots to move safely and efficiently in dynamic and challenging environments, which has

important implications in applications such as service robotics, exploration of unknown environments and social robotics among others.

KEYWORDS

Intelligent agents, BDI, artificial potential fields, Autonomous navigation, path planning, agent reasoning, mobile robotics

Contenido

Dedicatoria	3
Agradecimientos.....	4
Resumen	5
Palabras Clave	6
Abstract	6
keywords	7
INTRODUCCIÓN.....	10
1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	13
1.1 Planteamiento del problema	13
1.2 Formulación del problema	14
1.3 Justificación.....	14
2. OBJETIVOS	16
2.1 Objetivo General	16
2.2 Objetivos Específicos	16
3. ESTADO DEL ARTE	17
3.1 Antecedentes	17
4. MARCO DE REFERENCIA	23
4.1 Marco Teórico	23
4.1.2. Navegación Autónoma	23
4..1.3. Razonamiento	32
4..1.3.1. Arquitectura razonamiento práctico BDI	32
5. ESTADO DEL ARTE CAMPOS POTENCIAL ARTIFICIAL	36
6. METODOLOGÍA.....	39
6.1 Análisis de resultados	45

7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	56
Limitaciones	59
8. REFERENCIAS	60

INTRODUCCIÓN

La robótica se destaca como una de las tecnologías más influyentes y significativas en la actualidad. Conversar sobre robótica es abordar un proceso complejo que se ha integrado con el desarrollo de la sociedad en múltiples áreas. Con el avance de esta ciencia, los seres humanos hemos logrado satisfacer necesidades y obtener beneficios que fomentan el progreso y el desarrollo tecnológico. Los países y las industrias que han adoptado robustamente el uso de robots en sus operaciones, no solo alcanzan una notable competitividad y un fuerte posicionamiento económico global, sino que también proyectan una imagen de modernidad y desarrollo continuo [1, 2].

Para que los robots puedan integrarse de manera natural en diversos entornos, deben adquirir habilidades comparables a las humanas. Además de nuestra inteligencia, una de las capacidades más impresionantes que tenemos es la comprensión del espacio y la habilidad de interactuar en él. Esta capacidad surge de la necesidad constante del ser humano de moverse en su entorno y se ha perfeccionado durante miles de años [3]. Por lo tanto, es esencial que cualquier robot pueda comprender, interpretar y desplazarse en su entorno de manera eficiente, coherente y, lo más importante, de manera compatible con los seres humanos.

Es por esto que muchas de las investigaciones actuales se enfocan en aumentar la autonomía de los robots, es decir, mejorar la capacidad de tomar decisiones e interactuar con el entorno por sí mismo, sin la intervención humana. La autonomía de un robot móvil se basa principalmente en el sistema de navegación autónoma que incluyen entre sus principales desafíos la capacidad de planificar y seguir trayectorias seguras y eficientes en entornos complejos y dinámicos. El desarrollo de técnicas para la navegación autónoma constituye uno de los mayores retos de las investigaciones actuales en robótica móvil [4]. Los métodos tradicionales de planificación de trayectorias, como el algoritmo de campos de potencial artificial, “Artificial Potential Field (**APF**)”, han demostrado ser efectivos en entornos variados; sin embargo,

enfrentan limitaciones significativas en la presencia de obstáculos complejos que pueden generar mínimos locales, impidiendo que el robot alcance su objetivo, En respuesta a esta problemática, en la presente tesis se desarrolló una mejora en la toma de decisiones por medio de un modelo de razonamiento básico basado en el enfoque de Creencias, Deseos e Intenciones (**BDI**), dentro del algoritmo de campos de potencial artificial. El enfoque BDI, ampliamente reconocido en el ámbito de la inteligencia artificial, ofrece una estructura lógica y adaptable para la toma de decisiones, permitiendo a los robots autónomos razonar sobre sus acciones y adaptarse a las condiciones cambiantes del entorno [5,6].

Al dotar de razonamiento básico humano a un robot móvil, para que mejore las soluciones dadas por el método de campos potenciales, se genera una trayectoria satisfactoria, es decir, se proporciona autonomía a la planeación de trayectorias de navegación implementando el algoritmo BDI (Beliefs, Desires and Intentions), permitiendo que el robot pueda evadir el problema de mínimos locales. Se han desarrollado varios métodos para suplir este problema [7], pero con la implementación de BDI, se logra es que el robot tenga la capacidad de establecer juicios en una determinada situación.

En esta tesis, se evalúa el desempeño del algoritmo BDI, para dar solución al problema de mínimos locales presente en APF, por medio de simulaciones en diferentes escenarios virtuales, en donde se considera un único robot como una partícula sin restricciones cinemáticas.

Este trabajo de investigación se divide en 7 capítulos organizados como sigue:

Capítulo 1, En él se expone todo lo relacionado con el planteamiento del problema y la justificación de la importancia del presente trabajo en función de la temática de navegación autónoma y en especial de la mejora en el método de planeación de trayectorias campos de potencial artificial.

Capítulo 2. Se presentan los objetivos como los puntos importantes del proyecto a alcanzar por medio del proceso investigativo realizado.

Capítulo 3. En este capítulo se consigna los antecedentes referentes, que dan una introducción al desarrollo e importancia de la robótica, así como las características y aspectos importantes de la rama más estudiada como lo es la navegación.

Capítulo 4. Capítulo donde se muestra el marco teórico, contiene todo lo relacionado con las nociones sobre navegación, campos potenciales artificiales, razonamiento, algoritmo BDI, como guía al lector en los desarrollos propuestos y los resultados dados en este trabajo de investigación.

Capítulo 5. Se describe un estado del arte sobre los métodos o metodologías realizadas para minimizar o eliminar el problema de mínimos locales presente en el método APF, se hace énfasis en métodos basados en inteligencia artificial, así como en especial basados en representaciones del razonamiento humano.

Capítulo 6. En este capítulo se muestra la metodología y desarrollo de la implementación del método de planificación de rutas APF, así como la implementación e integración con el algoritmo BDI para dar solución al problema mínimos locales.

Capítulo 7. Se dan a conocer los resultados obtenidos con el desarrollo de la tesis de investigación, además se exhibe, finalmente, las conclusiones y posibles trabajos futuros, ya que los resultados obtenidos sirven de base para continuar con esta investigación.

CAPITULO 1

1. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La navegación autónoma de robots móviles en entornos complejos y dinámicos es un desafío crítico en el campo de la robótica. A pesar de los avances significativos en la tecnología de sensores y algoritmos de control, los métodos tradicionales de planificación de rutas, como los APF, todavía enfrentan limitaciones considerables en ambientes confusos. El método reactivo APF, que se basan en la generación de fuerzas atractivas hacia el objetivo y fuerzas repulsivas para evitar obstáculos, es efectivo en diferentes entornos. Sin embargo, en presencia de obstáculos complejos, pueden generar mínimos locales, situaciones en las que el robot se queda atrapado y no puede avanzar hacia su objetivo final [8].

El problema de los mínimos locales representa una barrera significativa para la implementación efectiva de robots móviles en aplicaciones del mundo real. Estos mínimos locales no solo afectan la eficiencia de la navegación, sino que también pueden comprometer la seguridad del robot y del entorno en el que opera [10]. Diversas soluciones han sido propuestas para mitigar este problema modificando el planteamiento original [9, 11, 12, 13], pero muchas de ellas aumentan la complejidad computacional o no son lo suficientemente robustas para adaptarse a diferentes escenarios dinámicos [9].

En este contexto, surge la necesidad de desarrollar enfoques más avanzados que permitan a los robots móviles tomar decisiones informadas y adaptarse a entornos cambiantes. El modelo BDI ofrece un marco teórico competente para abordar el problema. Este modelo proporciona una estructura lógica para la toma de decisiones

basada en la interpretación de creencias sobre el estado del entorno, los deseos o metas que el robot debe alcanzar, y las intenciones que guían sus acciones. Integrar este modelo de razonamiento práctico con el algoritmo de campos de potencial artificial, ofrece una solución robusta para sortear mínimos locales y mejorar la eficiencia de la navegación autónoma [14]

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Según la problemática abordada se establece la siguiente pregunta de investigación:

¿Sera posible implementar razonamiento humano basado en creencias, deseos, e intenciones, para la toma de decisiones en un algoritmo de planificación de trayectorias el cual se fundamenta en modelos matemáticos que pueden converger en soluciones no deseadas llamadas mínimos locales?

La relevancia de este trabajo radica en su potencial para mejorar significativamente la autonomía y la eficiencia de los robots móviles como consecuencia de una mejorada planificación de la ruta en entornos complejos, ampliando su aplicabilidad en áreas como la logística, la exploración espacial, la asistencia sanitaria y muchos otros campos donde la navegación autónoma es crucial.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Hoy en día las nuevas aplicaciones requieren robots más autónomos y con mayor grado de socialización con los seres humanos, lo que genera nuevas investigaciones para abordar las imprecisiones que esto implica [15]. Uno de los campos con mayores investigaciones en la robótica es la navegación autónoma, ya que los usos de los robots móviles requieren que estos se desplacen de un lugar a otro en ambientes estáticos y dinámicos [16].

Aunque se tiene diferentes metodologías para generar navegación para robots móviles [17], [18] [19] [20], algunas presentan limitantes dependiendo del ambiente de trabajo y la actividad a realizar por el robot, y otras presentan costos computacionales altos

para llegar a final termino, por eso se realizan combinaciones entre métodos o la realización de la tarea se limita hasta que el procedimiento de navegación lo permita, esto es debido a que sigue siendo difícil construir modelos confiables, precisos, rápidos y económicos.

La navegación autónoma en robots móviles es crucial porque permite a estos dispositivos operar de manera independiente en diferentes entornos, mejorando su eficiencia y adaptabilidad en tareas diversas como la exploración, la logística y la atención hospitalaria. Esta capacidad de navegación autónoma reduce la necesidad de intervención humana, disminuyendo los costos operativos y aumentando la seguridad en operaciones potencialmente peligrosas [21]. Además, al facilitar la implementación de robots en entornos dinámicos y no estructurados, amplía la utilidad y aplicaciones en las sociedades y en industrias especializadas [22].

La integración de razonamiento básico BDI y APF en la navegación robótica representa un avance significativo en la robótica autónoma. Esta combinación permite que los robots tomen decisiones más informadas y precisas en tiempo real, lo que mejora su capacidad para navegar en entornos complejos y dinámicos. Por un lado, el razonamiento básico dota al robot de la capacidad para evaluar situaciones e identificar patrones, lo que facilita la adaptación a nuevos escenarios y por el otro lado, los APF proporcionan un marco matemático que ayuda al robot a determinar la trayectoria más eficiente y segura, evitando obstáculos y optimizando el camino a seguir.

CAPITULO 2

2. OBJETIVOS

Esta tesis contribuye en la constante mejora del método de planificación de trayectorias, campos potenciales artificiales APF, por medio de la implementación de razonamiento BDI para evitar mínimos locales. La investigación evalúa esta integración en diversos escenarios simulados, destacando un algoritmo que optimiza la planificación de trayectorias, esto se logró con el alcance de los siguientes objetivos propuestos.

2.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un modelo de razonamiento básico basado en creencias, deseos e intenciones que permita la toma de decisiones en el algoritmo de planificación de trayectorias campos de potencial artificial para minimizar el problema de mínimos locales.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Identificar características relevantes sobre la implementación de técnicas de inteligencia artificial para mejorar el algoritmo de navegación, campos potenciales artificiales, con respecto a mínimos locales.
- Determinar el espacio de configuraciones que permita conocer las variables necesarias para el razonamiento básico aplicado al algoritmo de campos de potenciales artificiales.
- Modelar la toma de decisiones que permita establecer la arquitectura de razonamiento B.D.I.
- Validar el sistema propuesto con las métricas necesarias de desempeño.

CAPITULO 3

3. ESTADO DEL ARTE

3.1 ANTECEDENTES

Por siglos el ser humano a construido máquinas que imiten no solo la fisionomía humana sino también sus movimientos y hoy en día hasta su comportamiento, los griegos denominaron a estas máquinas como *automatos* (αὐτόματος) que significa espontáneo o con movimiento propio; posteriormente del latín *automāta* de donde se deriva la palabra autómatas como la conocemos actualmente, según la RAE, se define como una máquina creada para imitar la figura y los movimientos de un ser animado [23]. Antes de que la robótica fuera conocida como ciencia y que se usara la palabra robot, se desarrollaron una gran cantidad de autómatas, aproximadamente desde 1300 A.C. por ejemplo, los colosos ubicados en la entrada de la tumba del rey Amenhotep III, hasta finales del siglo XIX, destacando “La pareja”, de Alexander Nicolas Theroude, pasando por el león mecánico de Leonardo Da Vinci, El pato con aparato digestivo de Jacques de Vaucanson, figura 1, entre otros [24] [25] [26]. Los autómatas ganaron gran desarrollo y admiración, son la base de las máquinas que pasaron a ser los robots de hoy en día.

El término Robot data de 1921, y apareció por primera vez en la obra de teatro, Los Robots Universales Rossum “R.U.R”., del escritor checo Karel Capek, se derivó de la palabra checa *robota*, que significa siervo o trabajador y el concepto expresa que es un dispositivo programable que puede interactuar y manipular objetos, además de realizar operaciones que anteriormente solo el humano podía desarrollar, partiendo de esto, es importante destacar que un robot puede ser un sistema electromecánico físico o también puede ser un sistema totalmente virtual compuesto de un algoritmo, es decir

desarrollado en software, dado que ambas opciones permiten brindar la capacidad de razonamiento o análisis para resolver un problema [26].

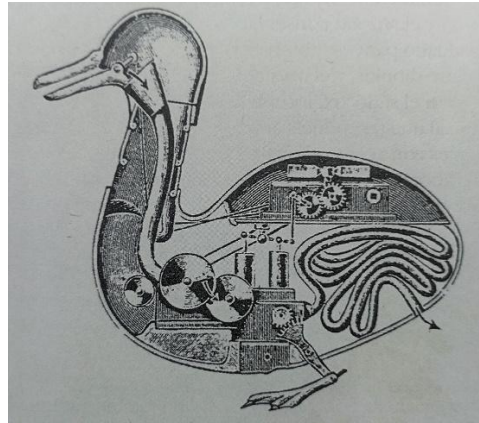


Figura 1. El pato artificial realizado por Vaucanson en 1738, bebía, comía y digería, tomado de [27]

La robótica, termino usado por primera vez por Issac Asimov en su libro *I Robot* publicado en 1950 [30], nace gracias a la necesidad de que los robots puedan imitar al ser humano para que pueda realizar tareas complejas, peligrosas y/o repetitivas, se busca facilitar la vida de los humanos en todos los aspectos, los robots son diseñados, estudiados y desarrollados en el área de la robótica que tiene dos grandes campos, el primero denominado robótica tradicional, en el cual se desarrolla los robots con movimientos repetitivos y secuenciales, que son usados generalmente en la industria y requieren realizar acciones iterativas en cada momento, que no necesitan un procesamiento ni consumo de hardware muy alto y el segundo campo denominado robótica autónoma, que se diferencia de la robótica tradicional, por su gran capacidad de desarrollo y adaptación en los diferentes entornos dinámicos, añadiendo cualidades relevantes de exploración en los entornos, construcción de representaciones del ambiente que transitan y aplicación de diversos esquemas para una navegación y planificación acertada de su hábitat [28], que permitió el desarrollo de un nuevo concepto denominado robótica inteligente, que permite una interacción inteligente entre la percepción, planeación y actuación [29]. En la figura 2, se muestra una breve línea

del tiempo que detalla los avances más importantes en la historia referentes a la robótica e inteligencia artificial.

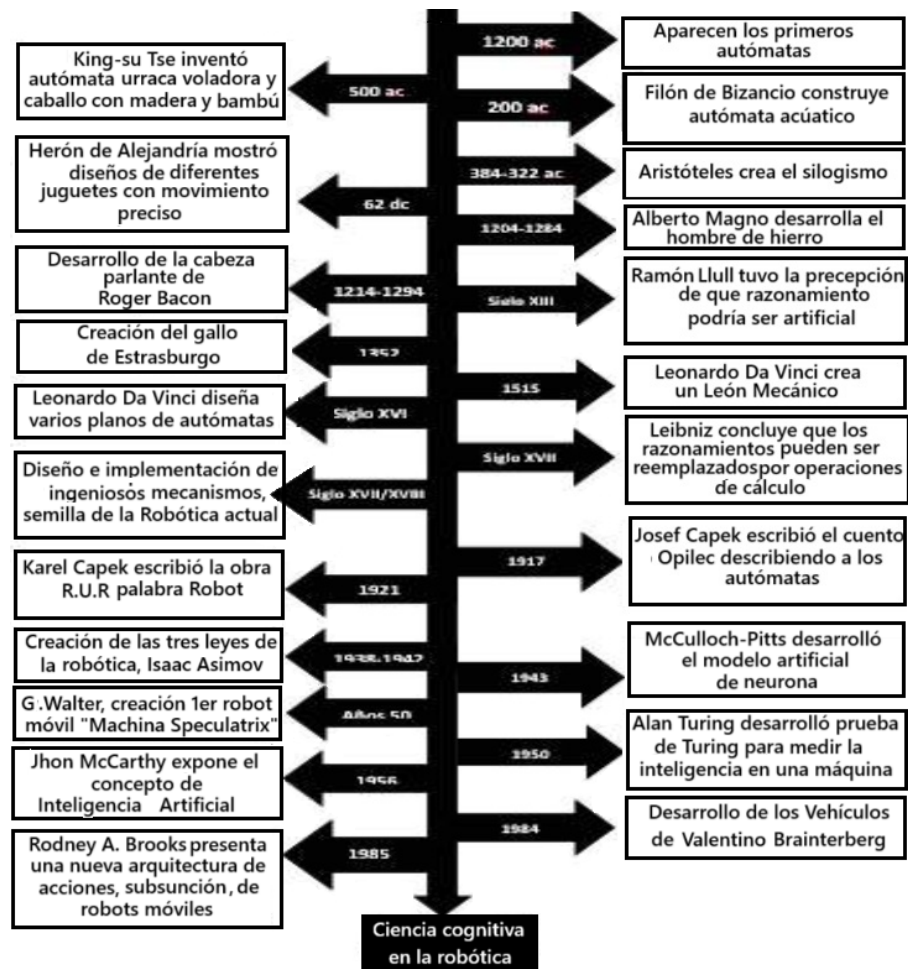


Figura 2. Breve línea del tiempo que demuestra la evolución de la robótica. Nota elaboración propia

Algunos antecedentes históricos han marcado líneas significativas en lo que respecta a las diferentes formas de comportamiento autónomo, aunque, algunos investigadores según lo expuesto en [31], establecen que los sistemas basados en comportamientos se fundaron en el trabajo en robótica reactiva y, en particular, en la arquitectura de subsunción (subsumption architecture) [32], que logra respuestas rápidas en tiempo real integrando el controlador del robot en unas reglas de acción-condición paralelas preprogramadas, muchos están de acuerdo en que el robot denominado

“Machina Speculatrix” de Walter Grey, además de ser el primer robot móvil autónomo, fue el primer robot basado en el conducta [33]. Su denominación se dio en virtud de su movimiento especulativo, este pequeño robot contaba con un circuito nervioso central hecho de tubos de vacío. El Neurofisiólogo William Grey construyó dos robots llamados Elmer y Elsie, partiendo de la idea de que las conexiones entre un número pequeño de células cerebrales podían dar lugar a comportamientos complejos de actos reflejos.

Wooldridge explico que un agente es un sistema de cómputo que está inmerso en algún entorno y además este actúa autónomamente para satisfacer los objetivos de su diseño [34] [35] figura 3. Para que un agente sea autónomo e interactivo con su ambiente, el agente debe anexar propiedades de sociabilidad, adaptabilidad, cooperación, competitividad, continuidad temporal, movilidad y aprendizaje, dado que es importante que tenga la capacidad de modificar su comportamiento a través de la experiencia, lo cual se podría llamar aprendizaje [36]. Con referencia a lo anterior surge un concepto denominado “agente inteligente”, el cual es una entidad (software y/o hardware) capaz de comprender el ambiente que lo rodea, procesar la información obtenida por medio de sensores, para desarrollar en base a ello una solución o actuar por medio de actuadores en su ecosistema de forma natural y con ello de base racional para optimizar el resultado esperado [37][38][39], esa base racional es una característica que tienen las decisiones de ser correctas, que finalmente se ve reflejada en la optimización y eficiencia en el resultado, estas pueden ser entidades físicas o virtuales y están relacionados de forma directa con el campo de inteligencia artificial [40]

Es importante tener en cuenta que la inteligencia se puede definir como la capacidad de solucionar diversos problemas adaptándose eficazmente a los entornos que los rodea, no solo implica un pensamiento crítico y analítico para la planificación y toma de decisiones, sino también ser reactivo y proactivo a nuevas circunstancias y desafíos para alcanzar las metas planteadas, mientras que el razonamiento es una parte de la inteligencia que se enfoca en la capacidad de analizar situaciones, identificar patrones y de establecer una relación entre las ideas para obtener un resultado determinado dado en argumentos, análisis y conclusiones lógicas; al ser más específico, es esencial

para la resolución de problemas específicos y para formular estrategias que aborden los desafíos de manera directa basado en hechos y evidencias. [41] [42] [43].

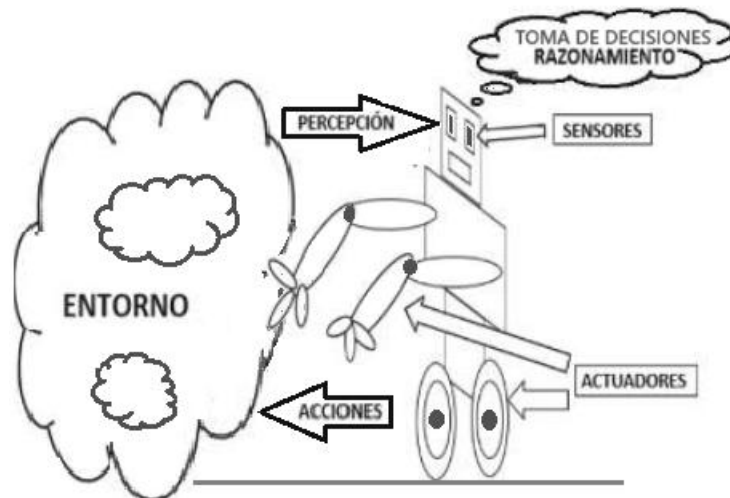


Figura 3. Representación básica de un agente. Nota elaboración propia

La evolución de los robots está orientada hacia una mayor autonomía e inteligencia, impulsado por avances en inteligencia artificial, ciencias cognitivas y aprendizaje automático. La evolución de los robots autónomos ha sido significativa desde sus inicios. En las primeras etapas, los robots eran capaces de realizar tareas repetitivas y simples en entornos controlados, como líneas de ensamblaje en fábricas. Con el avance de la tecnología, los robots comenzaron a incorporar sensores y sistemas de navegación básicos, permitiéndoles moverse y operar de manera más independiente.

Se han desarrollado arquitecturas inspiradas en fenómenos biológicos, enfatizando el comportamiento, la razón y la reacción rápida [48], para construir y evaluar comportamientos en sistemas de agentes inteligentes. Las metodologías más comúnmente utilizadas [33] incluyen: MASCommonKADS, Se basa en la extensión de la metodología CommonKADS, utilizada originalmente para sistemas basados en conocimiento, adaptándola a la construcción de agentes autónomos que interactúan y cooperan entre sí en entornos complejos, metodologías orientadas a objetos [49]; BDI (Belief-Desire-Intention), un modelo cognitivo proveniente del campo de la psicología

humana;, que trabaja con los niveles macro y micro del sistema y se interpreta como un sistema de varios roles [50]; STEAM, (Shell for Teamwork) es un enfoque desarrollado para coordinar equipos de agentes autónomos. Se centra en la planificación y ejecución conjunta de tareas, permitiendo a los agentes colaborar de manera efectiva en entornos dinámicos [51]; CASSIOPEIA, y GAIA asigna comportamientos a los agentes en diferentes trabajos o tareas. Es un enfoque estructurado para la definición y gestión de roles y responsabilidades de los agentes en sistemas multiagente, facilitando la coordinación y colaboración efectiva entre ellos en entornos complejos [52]

La implementación de técnicas de razonamiento en la planificación de trayectorias de robots móviles es esencial para mejorar su capacidad de adaptabilidad, de la toma de decisiones informada y de garantizar la optimización de rutas. Estas capacidades son fundamentales para mejorar la eficiencia, la seguridad y la funcionalidad de los robots en entornos dinámicos y complejos.

CAPITULO 4

4. MARCO DE REFERENCIA

4.1 MARCO TEÓRICO

Esta sección presenta la base teórica necesaria para entender porque los robots se mueven de manera autónoma y eficiente en entornos complejos. Que la planificación de trayectorias garantiza que los robots sigan rutas óptimas, mientras que el método de campos potenciales ayuda a evitar obstáculos. Además, porque la implementación de modelos de razonamiento, como el BDI, permite la toma de decisiones informadas en tiempo real. Esta integración es esencial para desarrollar robots autónomos y funcionales en diversas aplicaciones.

4.1.2. NAVEGACIÓN AUTÓNOMA

Los agentes robots ofrecen diferentes campos de investigación, los cuales se han centrado en dar solución a seis problemas que afronta la robótica: Percepción, Localización, Navegación, Inteligencia, Autonomía y Cooperación [16], el campo para la validación de la arquitectura BDI como la implementación del razonamiento básico en la toma de decisiones, es la navegación, y responde a la pregunta ¿cómo el robot se desplaza de un lugar a otro?, esto debido a que un robot móvil se identifica por realizar una serie de desplazamientos y por llevar a cabo una interacción con distintos elementos de su entorno de trabajo, para alcanzar una serie de objetivos o tareas.

La navegación se define como la metodología que permite guiar el curso de un robot a través de un entorno con obstáculos. Su objetivo principal es hacer que los robots se muevan de manera independiente en sus áreas de operación, donde deben tener la capacidad de localizarse (posición y orientación) y elegir la ruta adecuada para su

correcto desplazamiento para alcanzar la(s) meta(s) [19]. La navegación autónoma establece tres problemas de estudio: I) La localización, la cual consiste en conocer en todo momento y en todo lugar las coordenadas del robot respecto a un sistema de referencia. II) La planificación de tareas: es la encargada de decidir las acciones y el orden de realización para completar la tarea objetivo. III) la planificación de movimientos, se encarga de generar automáticamente las acciones necesarias para que el robot se desplace entre posiciones cuales quiera del entorno de trabajo, sin presentar colisiones.

El problema de navegación básicamente se aborda con la planificación en encontrar un camino que conecte la configuración o posición inicial (q_i) con la configuración o posición de la meta (q_f) y que, además, a lo largo del mismo se satisfagan las restricciones de movilidad (cinemáticas) no holonómicas, (dependen de las velocidades). se puede determinar una trayectoria entre dos puntos específicos (inicial-final) si el robot está libre de colisiones y si satisface un criterio de trabajo [44] [45,].

Los métodos de planificación de caminos generan rutas continuas desde una posición inicial hasta uno final, sin considerar las dinámicas específicas del robot. Existen diferentes métodos para la planificación de caminos, que constituyen la primera aproximación al problema de la navegación, se pueden clasificar en enfoques clásicos o determinísticos, enfoques reactivos o probabilísticos y enfoques heurísticos [31] [46]

Entre los métodos determinísticos, se encuentran aquellos basados en grafos, como los grafos de visibilidad, los diagramas de Voronoi, el modelado del espacio libre y el mostrado en la figura 4 que hace relación al método descomposición en celdas. También destacan los campos potenciales artificiales como otra técnica determinística basada en acción-reacción. En cuanto a los métodos probabilísticos, se incluyen el planificador aleatorio de trayectorias (Randomized Path Planner, RPP), los mapas probabilísticos (Probabilistic Road Maps, PRM) y los árboles de exploración rápida (Rapidly Exploring Random Tree, RRT). Adicionalmente, existen métodos heurísticos de optimización como los algoritmos genéticos (Genetic Algorithms, GA), la colonia de hormigas (Ant Colony Optimization, ACO), el enjambre de partículas (Particle Swarm

Optimization, PSO) y la quimiotaxis bacteriana (Bacterial Chemotaxis. BC). También se usan las posibles combinaciones entre métodos, en donde se eliminan o se reducen los limitantes que podrían presentar en diferentes situaciones [7][18][47].

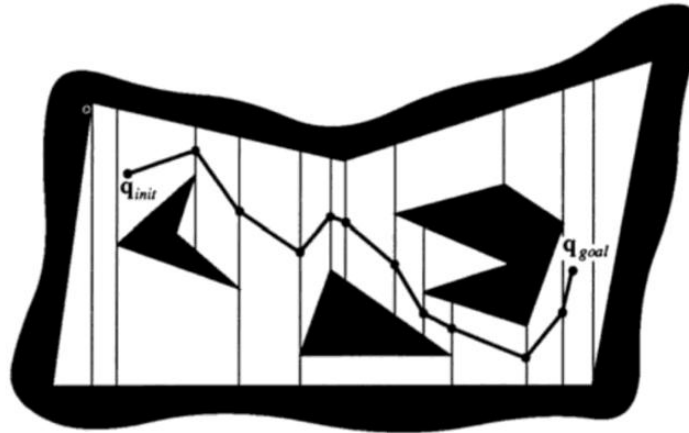


Figura 4. Método de descomposición exacta de celdas. Tomado de [18]

La navegación autónoma en robots móviles es un área importante de investigación porque por medio de ello se obtiene [44][47][53]:

Eficacia en la realización de tareas, relevante en aplicaciones industriales de transporte, logística, inspección de lugares y en especial para robots colaborativos, los cuales trabajan directamente con humanos.

Exploración y generación de mapas de ambientes desconocidos de manera autónoma, como la exploración espacial, búsqueda y rescate de víctimas, exploración marítima entre otros.

Interacción y adaptación con entornos dinámicos donde deben realizar tareas con obstáculos en movimiento como lo son otros robots, animales y/o humanos además de cambios en el entorno.

Optimización de recursos ya que se puede minimizar consumo de energía, tiempo de desplazamientos, distancias de recorridos, riesgos de colisiones, así mismo

se puede maximizar seguridad compartida, precisión de movimientos, autonomía y adaptabilidad.

Se puede concluir que independientemente, los métodos de navegación son esenciales para los robots móviles porque les permiten operar de forma autónoma en entornos diversos y cambiantes. Estos métodos no solo facilitan el desplazamiento seguro y eficiente, sino que también les brindan la capacidad de adaptarse a situaciones inesperadas, es por eso la necesidad de estar mejorándolos constantemente.

4.1.2.1. CAMPOS POTENCIALES ARTIFICIALES APF

Un campo de potencial es un modelo abstracto aplicado en robótica, inicialmente se diseñó para robots manipuladores [39], y posteriormente en robots móviles, permite la planeación de una trayectoria sobre una región del espacio determinada, cuyas características particulares son desconocidas. Es una de las técnicas más populares en la generación de trayectorias para robots móviles, por ser una forma práctica de solucionar este problema, se basa en considerar el desplazamiento del robot en un campo de fuerzas repulsoras, generado por los obstáculos, y fuerzas atractoras, generando por la posición objetivo. En modo habitual, los potenciales atractivos y repulsivos se generan de forma separada y el potencial total del área de trabajo es dado como la suma de aquellos potenciales, en conclusión, el robot se representa como una partícula cargada igual que los obstáculos. [8], [39].

El robot se concibe como una partícula dentro de un campo de potencial, cuyas variaciones locales son un reflejo de la distribución en el entorno. El movimiento del robot se establece de modo iterativo, calculando la fuerza generada por el campo de potencial en cada caso, la adecuada combinación de ambas fuerzas, orientarán al robot al punto objetivo sin colisión [39] en la figura 5 se observa una representación gráfica del escenario con la implementación de método APF. Para generar la trayectoria con estos potenciales, sólo se requiere calcular los gradientes.

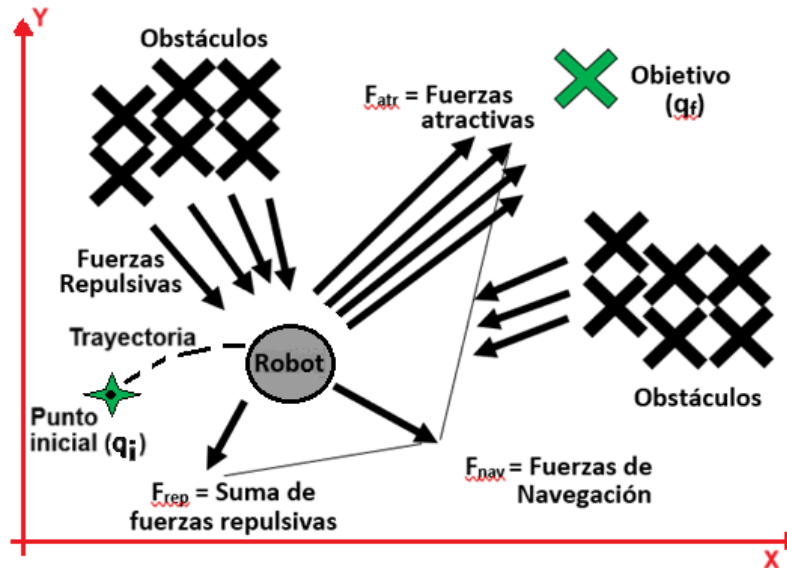


Figura 5. Representación método campos potenciales artificiales

Nota. Elaboración propia

El gradiente $U(q)$ representa la dirección y la magnitud de la tasa de cambio más rápida de una función en un punto dado. En el contexto de campos potenciales artificiales en robótica, el gradiente se usa para determinar la dirección y la fuerza de la "fuerza" que actúa sobre el robot debido a los campos de potencial atractivos y repulsivos, el gradiente se debe calcular para ambos componentes del campo: el potencial atractivo y el potencial repulsivo.

Se debe tener presente que los campos potenciales pueden ser no convexos, presentando puntos en el espacio de configuraciones donde la función de potencial tiende a un valor más bajo que en sus alrededores inmediatos, pero no es el valor más bajo posible (punto objetivo) en todo el espacio de configuraciones del robot, lo que se conoce como mínimos locales, que dejaría estancado al robot, creyendo que ha alcanzado el mejor punto posible debido a las fuerzas virtuales calculadas pero en realidad es un punto diferente al objetivo, ver figura 6.

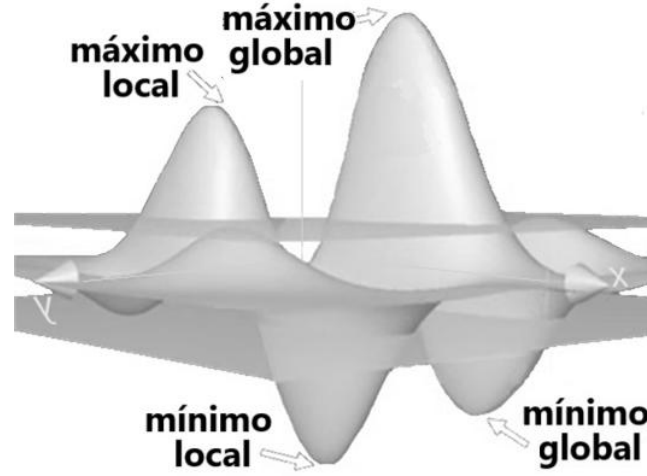


Figura 6. Representación mínimos y máximos en el espacio de configuraciones

Nota. Elaboración propia

Otra desventaja es la estimación de los parámetros del campo potencial para lograr una adecuada evasión de obstáculos, esto se refleja en que la partícula, en nuestro caso el robot, tiende a oscilar a medida que avanza, esto se presenta cuando hay callejones estrechos o cuando pasa muy cerca de los obstáculos [18].

Las ecuaciones que se utilizan para el análisis del potencial de atracción son [54]:

$$\vec{F}_{atr}(f) = K_{atr} \left(\frac{x_f - x}{d_t} \right) \vec{i} + K_{atr} \left(\frac{y_f - y}{d_t} \right) \vec{j} \quad (1)$$

Donde las entradas (x, y) son la estimación de la posición actual y las posiciones (x_f, y_f) son las posiciones por alcanzar, además el parámetro de K_{atr} es un parámetro de configuración y d_t es la distancia al objetivo en cada instante. También se puede observar la dirección hacia la meta final $\delta_{atr}(t)$ referida al sistema fijo F_{nav} que se puede calcular con la siguiente ecuación:

$$\delta_{atr}(t) = \tan^{-1} \left(\frac{y - y_f}{x - x_f} \right), (0 \leq \delta_{atr}(t) < 2\pi) \quad (2)$$

La ecuación que se analizó para el potencial de repulsión se tuvo presente de la información que el robot adquiere a través de los sensores que tiene para medir la distancia que va recorriendo que se denomina \vec{s}_i , el cuál va orientado hacia $\pi + \theta_i$ y es mayor mientras más cerca esté del obstáculo como se expone a continuación:

$$\vec{s}_i = -C_{rep} \cos(\theta_i) \vec{i} - C_{rep} \sin(\theta_i) \vec{j} \quad (3)$$

En (3) se visualiza el coeficiente C_{rep} que es un parámetro interno de configuración, que está relacionado con la medida del sensor s_i , el grado de la confianza de la medida c_i y si el robot tiene medidas considerables se tendría presente las dimensiones del robot en forma de su radio mayor R_r , como se expresa en la siguiente ecuación:

$$C_{rep} = k_{rep} \frac{c_i R_r^2}{s_i^2} \quad (4)$$

La fuerza de repulsión es una fuerza continua que el robot debe sortear con las diferentes distancias de los múltiples objetos con los que interactúa por lo que la fuerza de repulsión es una sumatoria de las múltiples diferencias que se dan entre los diferentes obstáculos, teniendo:

$$\vec{F}_{rep}(t) = \sum_{i=1}^n \vec{s}_i \quad (5)$$

Finalmente se debe sumar de forma vectorial el potencial de atracción y el potencial de repulsión, para dar con el potencial de navegación, el cuál es el potencial total, teniendo:

$$\vec{F}_{nav} = \vec{F}_{atr} + \vec{F}_{rep} \quad (6)$$

Al implementar este método en la planificación de trayectorias se obtienen ventajas como: una navegación segura, ya que al seguir el gradiente de energía potencial, el robot puede moverse hacia el objetivo evitando colisiones con los obstáculos, además es conceptualmente simple y computacionalmente eficiente, ya que permite una implementación rápida y adaptación en tiempo real, de las ecuaciones de potencial de atracción y repulsión de los diferentes momentos del robot en el espacio de la

trayectoria, lo que permite también una flexibilidad en cómo se puede programar el desarrollo y de la forma de visualizar el comportamiento del robot en los diferentes ambientes.

También presenta algunos desafíos a superar, uno de los principales es la posibilidad de que el robot quede atrapado en mínimos locales, donde se da que la suma de los campos de atracción y repulsión resulta en un punto igual a cero o estacionario, que significa que no hay una fuerza neta que impulse al robot en ninguna dirección, un punto que no es el objetivo final pero el gradiente de energía potencial es nulo [18]. Esto puede ocurrir en situaciones donde el entorno tiene configuraciones complejas, como corredores estrechos o espacios confinados, por ejemplo, obstáculos en forma de u, o cóncavos.

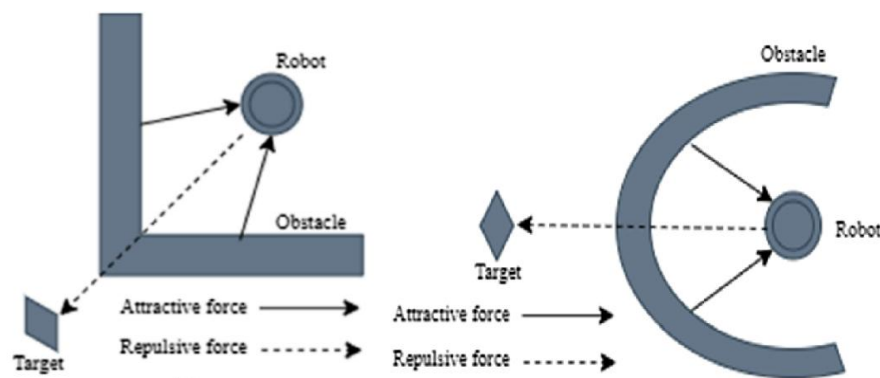


Figura 5. Dos posibles escenarios donde se presenta mínimos locales, y el robot queda atrapado. Tomado de [55]

El robot puede tener una alta probabilidad de encontrarse en situaciones en las que no hay un próximo movimiento posible y el robot está atascado/atrapado en mínimos locales, figura 5, En ambos casos, el objetivo atrae al objeto a lo largo del camino más corto posible, pero el obstáculo lo repele en la dirección opuesta, la fuerza resultante se vuelve cero y, por lo tanto, el objeto está atascado.

Otro problema que se presenta en el método APF es que el robot puede experimentar oscilaciones o comportamientos inestables cuando se encuentra cerca de obstáculos

o a la meta, esto sucede debido a la naturaleza de los campos de repulsión, que pueden causar que el robot realice movimientos repetitivos y no convergentes cerca de los bordes de los obstáculos, es decir, la inconsistencia en la magnitud de la fuerza, La función de potencial utilizada para representar la atracción y repulsión a menudo no está bien equilibrada, lo que puede provocar movimientos no deseados o excesivamente bruscos, oscilaciones. Este problema se presenta cuando hay pasajes estrechos entre el punto objetivo y el robot [18]

Las diferentes investigaciones en algoritmos de navegación han demostrado algunas soluciones comunes para evadir el problema de mínimos locales las cuales son:

Extensiones de campos de potencial o modificados, Estas modificaciones pueden introducir términos adicionales en la función de potencial para provocar la exploración de nuevas posiciones y salir del mínimo local. [8]

Algoritmos híbridos, combinación de campos de potencial con métodos de planificación de trayectoria evitando configuraciones en conflicto ya que permite al robot calcular rutas más optimas. [18]

Perturbaciones aleatorias, Introducir pequeñas perturbaciones aleatorias en la posición del robot para ayudarlo a salir del mínimo local [62]

En el capítulo 5 se expone un estado del arte de las diferentes soluciones dadas, para el problema de mínimos locales, en marcadas principalmente en métodos de inteligencia artificial.

El método APF es ampliamente utilizado en la etapa de planificación de caminos debido a sus ventajas y su capacidad para abordar problemas de planificación y evasión de obstáculos.

4..1.3. RAZONAMIENTO

El razonamiento humano incluye procesos mentales de la más variada índole. De éstos, sólo los procesos del pensamiento que muestran una estructura clara y estable y que sirven para resolver problemas por principios generales son los que reciben normalmente el nombre de razonamiento. En forma similar, se llama argumentación a la cadena de razonamientos efectuados de manera sistemática.

Un agente inteligente, es una entidad capaz de percibir su entorno, procesar tales percepciones y responder o actuar en su entorno de manera racional, es decir, de manera correcta y tendiendo a maximizar un resultado esperado. En este contexto la racionalidad es la característica que posee una elección de ser correcta, más específicamente, de tender a maximizar un resultado esperado. Este concepto de racionalidad es más general y por ello más adecuado que inteligencia (la cual sugiere entendimiento) para describir el comportamiento de los agentes inteligentes. Por este motivo es mayor el consenso en llamarlos agentes racionales [56]

4..1.3.1. ARQUITECTURA RAZONAMIENTO PRACTICO BDI

Las teorías filosóficas y psicológicas de Michael Bratman inspiran el modelo BDI (Belief – Desire - Intention) (Creencia-Deseo-intención), como una teoría práctica de razonamiento humano. Su éxito se debe a su simplicidad, reduciendo el complejo universo del comportamiento humano a una instancia motivacional. Se estipula que el comportamiento humano se caracteriza y define dentro de una idea simple donde las intenciones son el eje para entender las acciones de las personas transmitidas por sus mentes. Se inspiran en un modelo cognitivo proveniente del área de la psicología, en esta arquitectura el modelo del espacio de trabajo que el robot posee es modificado mediante la información dada por el sistema de percepción. [5][57]

La arquitectura de agentes BDI responde a los requisitos de sistemas complejos, combinando características de arquitecturas reactivas, deliberativas y bio-inspiradas. Esta arquitectura distribuye el proceso en tres bases fundamentales que representan

los estados informativos, motivacionales y deliberativos del agente: *Creencias*: Es la información que tiene el robot sobre el estado actual del entorno, de sí mismo y de otros agentes, ya sean artificiales o naturales, Las creencias cambian de acuerdo al medio, a la comunicación con otros agentes y a su propio razonamiento. *Deseos*: lo que el robot quiere lograr, es decir, los objetivos y su importancia relativa, e *Intenciones*: cómo y cuándo el robot planea alcanzar los objetivos seleccionados. Las intenciones resultan de las creencias y los deseos [57][58]. La figura 6 muestra un diagrama en bloques del modelo BDI, que incluye los bloques principales y otros procesos que permiten expandir la arquitectura, facilitando una toma de decisiones más regular y efectiva. Esta arquitectura es especialmente adecuada para robots que operan en entornos reales, complejos y dinámicos.

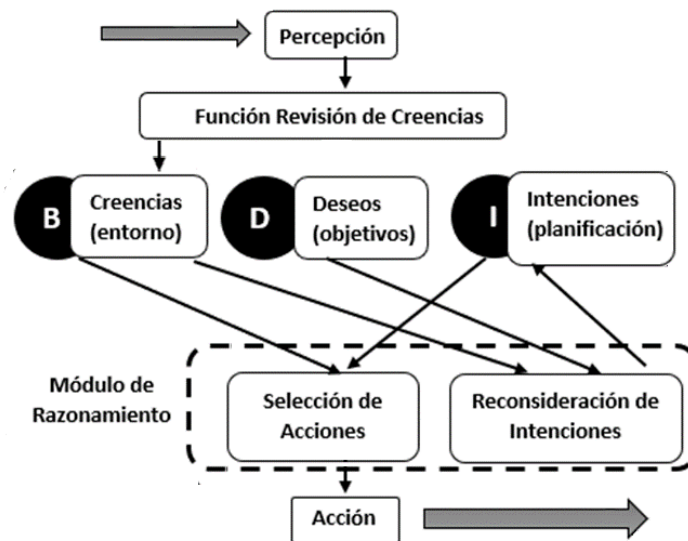


Figura 6. Diagrama con los pilares principales de razonamiento práctico de la arquitectura BDI. NOTA. Elaboración propia

Para la implementación de la arquitectura BDI se debe definir las creencias que representan el conocimiento que tiene el robot sobre el entorno (percepción), incluyendo la posición del objetivo, la ubicación de los obstáculos y su propia posición (localización). Estas creencias se deben actualizar continuamente (revisión) a medida que el robot se desplace por el w-space. Establecer los deseos, los cuales son los objetivos establecidos para el robot. En este caso, el deseo principal sería llegar al

destino final. Otros deseos secundarios podrían incluir mantener una distancia segura de los obstáculos y optimizar la ruta para minimizar recursos como energía y/o tiempo. Y por último formular las intenciones, es decir elegir los planes para alcanzar los deseos establecidos, por ejemplo, seleccionar las rutas específicas que el robot seguirá para evitar obstáculos y llegar al objetivo. En el contexto de campos potenciales, las intenciones pueden incluir desviarse de un mínimo local cuando lo identifique, esto puede implicar un cambio temporal en el objetivo inmediato, ya que tendrá que cambiar su ruta y moverse a un punto intermedio para no caer en un mínimo local.[14]

Puede haber varias intenciones contenidas en la estructura, pueden estar interrumpidas o pendientes, otras esperando a activarse en el momento que se den ciertas condiciones.

La arquitectura BDI enfrenta varios desafíos notables en su implementación. Uno de las principales limitantes es la complejidad computacional asociada con la gestión y actualización continua de creencias, deseos e intenciones, lo cual puede afectar el rendimiento en entornos dinámicos y complejos. Además, la escalabilidad y flexibilidad de la arquitectura BDI son problemáticas, ya que el aumento en el número de objetivos y la necesidad de adaptación a nuevos escenarios requieren modificaciones significativas en la base de conocimientos y las reglas de decisión, lo que dificulta su manejo [59].

Dentro de la literatura revisada se encontraron varias propuestas de cambio al modelo BDI para su mejora, desde distintos enfoques de la inteligencia artificial y el razonamiento.

V-BDI Los sistemas autónomos se proyectan con el uso de agentes cuyo interés es alcanzar un objetivo individual o colectivo. Sin embargo, el papel que juegan estos puede perderse del alcance al entregarse al proceso de razonamiento puro que expone BDI. Meneguzzi y otros exponen una extensión que provee un esquema de normas que se entrelaza en el proceso de razonamiento evitando que este se vea afectado en su núcleo por la imposición de reglas durante su ejecución. En ambos entornos, tanto

en sociedades humanas como artificiales se definen normas con el fin de evitar un comportamiento indeseado denotando conceptos de obligación, permisión o prohibición. Lo anterior requiere del análisis y la especificación de procesos en los que se identifiquen dichas normas [60]. BDI-FALCON Es un sistema híbrido que integra los comportamientos de los agentes BDI con una red neuronal basada en un aprendizaje reforzado provisto desde un motor de aprendizaje conocido como Temporal Difference-Fusion Architecture for Learning and COgNition (TD-FALCON) El propósito de la arquitectura BDI-FALCON consiste en tres módulos definidos Deseos (Desires), intenciones (intentions) y aprendizaje reactivo (reactive learner). El aprendizaje reactivo se da como una red que interactúa con el ambiente a través de tres canales: sensor, motor y de retroalimentación [61]

CAPITULO 5

5. ESTADO DEL ARTE CAMPOS POTENCIAL ARTIFICIAL

Como ya se había mencionado el método de campos potenciales es una de las técnicas más populares en la generación de trayectorias para robots móviles, por ser una forma práctica de solucionar este problema de navegación. Esta técnica se basa en la idea de modelar el entorno como un campo de fuerza artificial, se asigna un campo de potencial a cada punto del espacio que rodea al robot, y el robot navega siguiendo los gradientes de este campo.

En este aparte se presenta un estado del arte sobre estudios o métodos para eliminar o minimizar el limitante de mínimos locales presente en APF

Se han realizado varios estudios para superar estas limitantes, funciones potenciales super-cuadráticas, la solución de la ecuación de Laplace para transferencia de calor, funciones potenciales armónicas, nuevo conjunto de funciones potenciales que dependen de la posición y de la velocidad de los obstáculos, fuerza de escape EF, generar un objetivo u objeto virtual, Local Minimal Avoidance (LMA), o Local Minimal Escape (LME) entre otros [63]

En [64] se presenta el método llamado fuerza de escape EF (Escape Force), el cual consiste en aplicar una fuerza adicional que le permita al robot, evitar el mínimo local en el momento que lo encuentra. otro método que tiene que ver con modificar el campo potencial es el que se presenta en [65] ya que consiste en generar un objetivo virtual;

en este caso, cuando el robot se encuentra en un mínimo, se adiciona un punto final intermedio (virtual) en lugar del final, hasta que el robot logre salir de mínimo local. También se puede hacer con un obstáculo virtual como lo expone Chengqing Liu en [66]

Trabajos referenciados donde se utilizan métodos de inteligencia artificial para abordar el problema de mínimos locales en la navegación de robots móviles se encuentran: En [67] propone el uso de métodos de optimización basados en restricciones conmutables para resolver el problema de mínimos locales en la localización y el mapeo simultáneos de robots móviles. Kunz, T. and, Reckter, H., Bormann en [68] realizan un enfoque de aprendizaje, donde utilizan métodos de inteligencia artificial, como máquinas de vectores de soporte (SVM) y algoritmos genéticos, para generar comportamientos de navegación adaptativos y evitar mínimos locales en la navegación de robots móviles, otro proyecto donde utilizan una combinación de métodos de inteligencia artificial, como algoritmos de planificación probabilística (por ejemplo, RRT*), para superar los mínimos locales y permitir la coordinación eficiente de los robots en entornos complejos se expone en [69], se presenta en [70], un método que utiliza una estrategia de modificación adaptativa para evitar mínimos locales. El algoritmo ajusta dinámicamente los parámetros del APF para guiar al robot de manera más efectiva y evitar configuraciones problemáticas. También se hace presente la lógica difusa, ya que en [71] presentan un enfoque que combina campos de potencial con lógica difusa para la navegación de robots móviles. La inclusión de la lógica difusa permite una adaptación más suave y flexible del comportamiento del robot. Otra técnica de inteligencia artificial que se usa para eliminar mínimos locales es redes neuronales, y se exponen dos trabajos [72] [73] en ellos se Utiliza una red neuronal entrenada para predecir el campo potencial necesario para evitar obstáculos y minimizar el problema de mínimos locales. La red neuronal se adapta en tiempo real para ajustar los parámetros del campo potencial, los trabajos [74] [75] ilustran cómo los algoritmos genéticos pueden ser aplicados para superar las limitaciones de los métodos de campos potenciales, específicamente en la eliminación de mínimos locales. La busque de literatura frente al tema, arrojo también trabajos donde se usan diferentes técnicas o metodologías

basadas en el razonamiento o la razón, tenemos en [76] un trabajo, que propone un enfoque basado en el razonamiento espacial cuasi-topológico para la navegación de robots móviles. El razonamiento espacial se utiliza para inferir la ubicación y la relación espacial del robot con respecto a su entorno, permitiendo la toma de decisiones inteligentes para evitar mínimos locales. En [77] en cambio usan razonamiento simbólico y algoritmos de búsqueda que se adaptan a los cambios del gradiente en APF. se propone un enfoque que combina el razonamiento lógico con mapas topológicos para la navegación de robots móviles en [78], en [79] se presenta un enfoque de razonamiento simbólico basado en la programación lógica aumentada para la navegación de robots móviles en entornos interiores. El razonamiento simbólico se utiliza para inferir y actualizar información sobre el entorno, permitiendo que el robot evite mínimos locales y tome decisiones basadas en el conocimiento. También se presentan soluciones con métodos probabilísticos, como en [80], donde se presenta una integración entre la planificación de tareas simbólicas y la navegación probabilística para permitir a los robots móviles evitar mínimos locales y seguir instrucciones simbólicas para cumplir con tareas específicas. En [81] se expone un estudio sobre un enfoque híbrido de navegación que combina razonamiento deliberativo y reactivo mediante el uso de Redes de Petri de Razonamiento Difuso (Fuzzy Reasoning Petri Nets, FRPN). Este enfoque permite a los robots evitar mínimos locales y adaptarse a cambios en el entorno utilizando lógica difusa y razonamiento simbólico. Para sintetizar, en el trabajo presentado por Zhang, C., & Liu, Y. en [82] realizan una revisión exhaustiva de los algoritmos de navegación basados en comportamientos para robots móviles. Se describen diversas técnicas de inteligencia artificial, como redes neuronales, lógica difusa y algoritmos evolutivos, que se aplican para evitar mínimos locales y mejorar la capacidad de navegación de los robots.

Estos artículos de revisión proporcionan una visión general de cómo se están aplicando las técnicas de inteligencia artificial en la navegación de robots móviles, más específicamente en el método de planificación de trayectorias conocido como campos de potencial artificial, y permiten identificar características relevantes de mejoras a este

método permitiendo que sea cada vez más efectivo, ya que minimizan o eliminan su mas gran debilidad como es mínimos locales.

CAPITULO 6

6. METODOLOGÍA

En esta sección se detalla la implementación del método para navegación de robots móviles denominado Campos de Potenciales Artificiales (APF) en un entorno virtual 2D. El objetivo es analizar el comportamiento del algoritmo y sus limitaciones, como lo es el problema de los mínimos locales. El método APF se basa en la asignación de campos atractivos y repulsivos dentro de un espacio simulado. El punto final o meta (q_f) actúa como una fuerza atractiva hacia el robot, mientras que los obstáculos generan fuerzas repulsivas para evitar colisiones del robot.

Para la creación del campo de las fuerzas que actúan en el entorno del robot (w-space), se procedió a generar varios algoritmos usando el lenguaje de programación Python, gracias a esto se generó un ambiente virtual 2D (w-space) en el cual están todas las posibles configuraciones (q) para el robot, en este espacio, se colocaron diferentes obstáculos representados por X 's en distintas posiciones en el plano, estas posiciones representan el espacio de configuraciones ocupadas las cuales el robot evitará para no tener una colisión (q **collision**), un punto final (q_f), representada por una X de color verde y un robot, que se visualiza como un punto rojo en una posición inicial (q_0).

La figura 7, muestra el diagrama de flujo del programa general, se observa la generación y la inicialización de los parámetros necesarios para crear el campo potencial, al aplicar las ecuaciones expuestas en el capítulo 4.1.2.1 se genera el gradiente, el campo de atracción y repulsión según las configuraciones dadas.

En las figuras 8 y 9 se muestran los diagramas de flujo que describen el proceso para realizar la implementación del método de campos de potencial artificial, cálculo del potencial y del gradiente, se tuvo en cuenta los siguientes pasos básicos para general el método: 1 Obtener la posición actual del robot y la posición del objetivo. 2. Calcular el vector de atracción hacia el objetivo. 3. Calcular el vector de repulsión de los obstáculos cercanos. 4. Sumar los vectores de atracción y repulsión para obtener el vector de movimiento resultante. 5. Aplicar limitaciones y restricciones (por ejemplo, variables K, velocidad) al vector de movimiento. 6. Actualizar la posición del robot según el vector de movimiento resultante. 7. Verificar si se ha alcanzado el objetivo. - Si se ha alcanzado, terminar. - Si no se ha alcanzado, regresar al paso inicial.



Figura 7. Diagrama de flujo del programa en general. Nota: Elaboración Propia

El parámetro K de atracción es crucial para la efectividad de la navegación en campos potenciales artificiales y se determinó principalmente a través de experimentación,

ajustes en relación con la distancia al objetivo y se llegó que el valor donde el movimiento del robot en el espacio de configuraciones es suave y sin sobre saltos debe ser menor de 1, está comprendido entre 0.45 y 0.6, por lo tanto, se decide trabajar con un valor de 0,5.

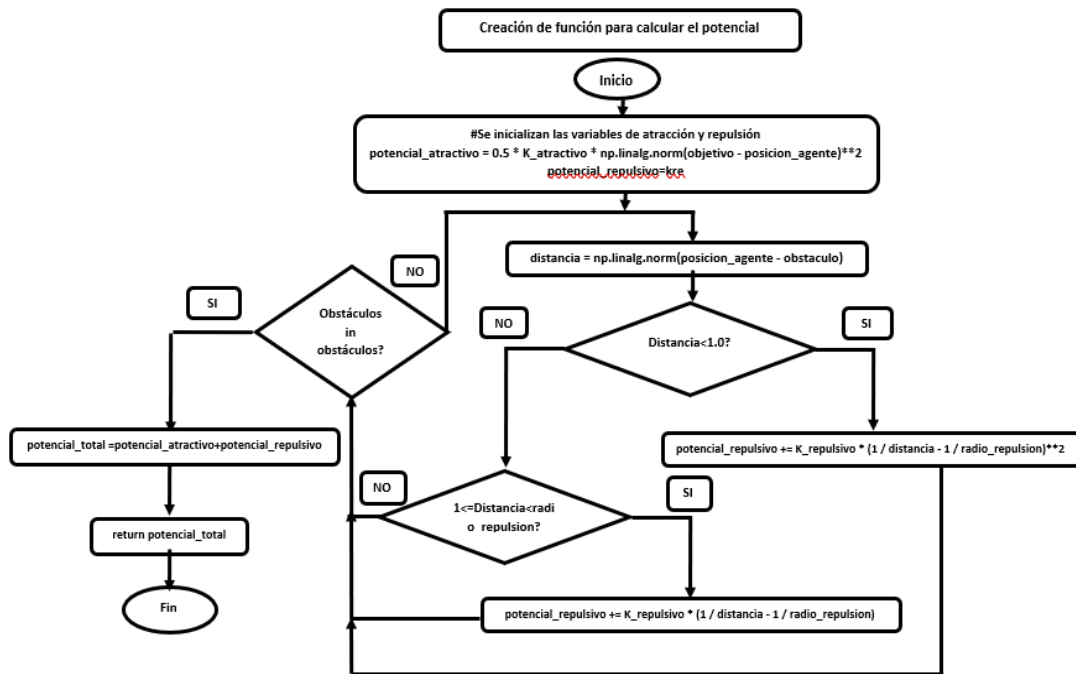


Figura 8. Diagrama de flujo que describe el proceso cálculo del campo potencial para guiar el robot. Nota: Elaboración Propia

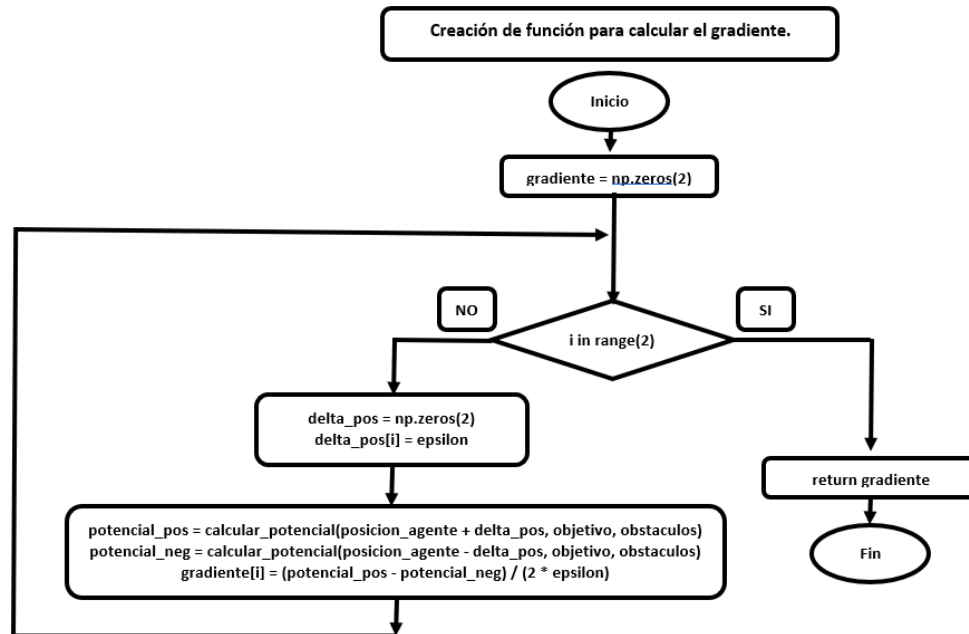


Figura 9. Diagrama de flujo que describe el cálculo del gradiente.

Nota: Elaboración Propia

Además de los componentes vectoriales, tanto de los campos de atracción como de los campos de repulsión que componen el campo de potencial total, se observó el comportamiento del robot en diferentes escenarios, iniciando con entornos de pocos obstáculos, donde posteriormente se fueron agregando obstáculos en distintas posiciones para revisar el comportamiento del agente robot, A continuación, se exponen diferentes escenarios desarrollados.

En la figura 10 se puede observar en cada escenario, los diferentes componentes vectoriales, tanto de los campos de atracción como de los campos de repulsión que varían según la cantidad de objetos y la posición de cada uno de ellos, la posición del agente robot y la posición del objetivo o meta, se calcula el campo del gradiente en varios puntos del espacio de configuraciones. Además, se observa que se puede generar un ambiente muy simple como el de 2 obstáculos donde el campo de repulsión es muy pobre, hasta ambientes más complejos con 22 obstáculos, donde el campo de repulsión aumento y puede haber mínimos locales.

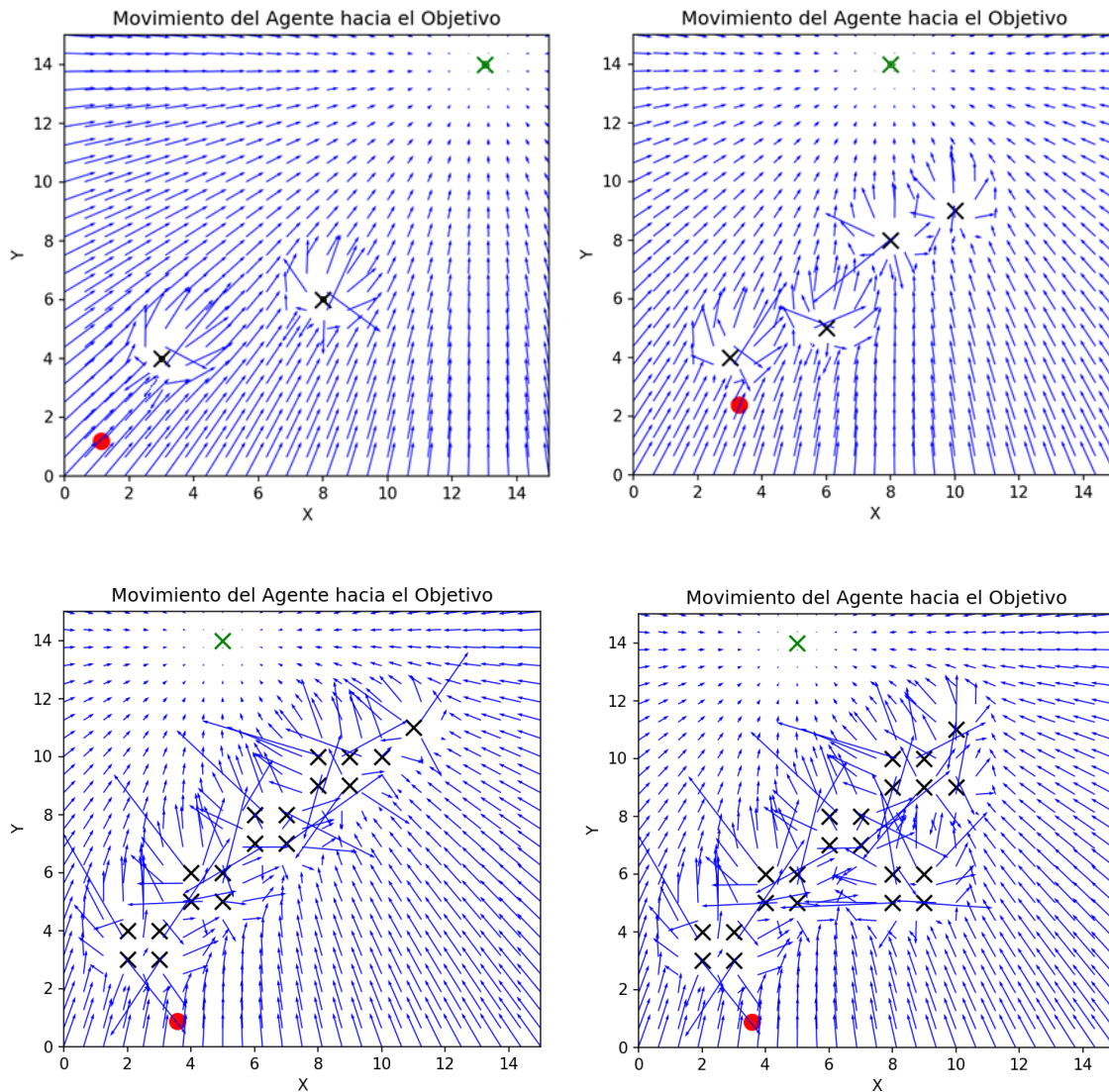


Figura 10. Diferentes escenarios de Campos de Potencial Artificial. Nota: Elaboración Propia

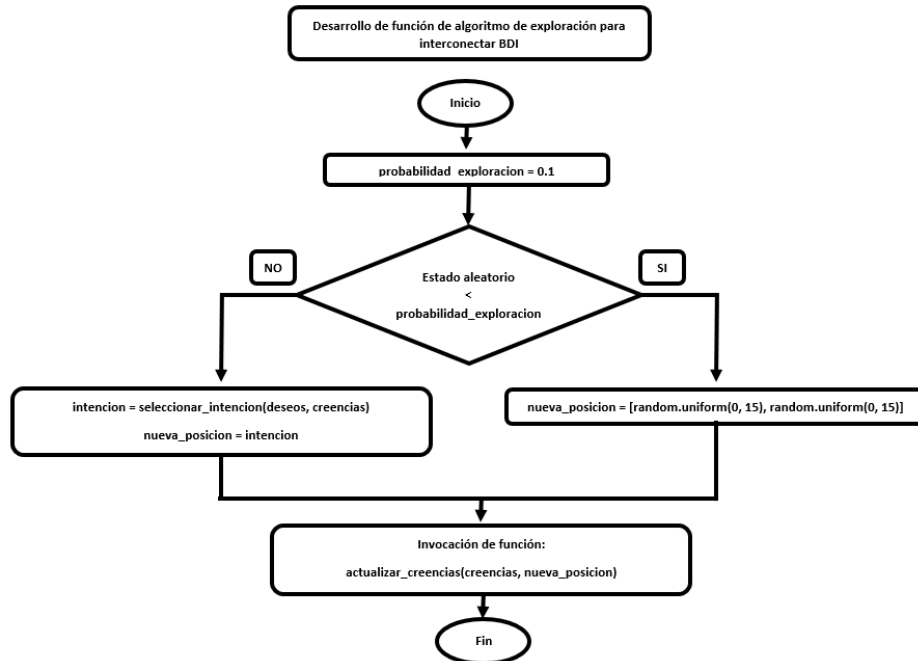


Figura 11. Diagrama de flujo que describe exploración para implementación de BDI.

Nota: Elaboración Propia

En la figura 11 se observa el diagrama de flujo que describe el programa realizado para percibir cuando se implementa el algoritmo BDI en campos de potencial artificial y no caer en un mínimo local. En este caso se tiene en cuenta la posición del robot y el resultado del potencial. En la figura 12 están los diagramas de flujo para cada uno de los pilares del algoritmo BDI, creencias, deseos e intenciones en ese orden, esto solo es necesario si es detectado un mínimo local.

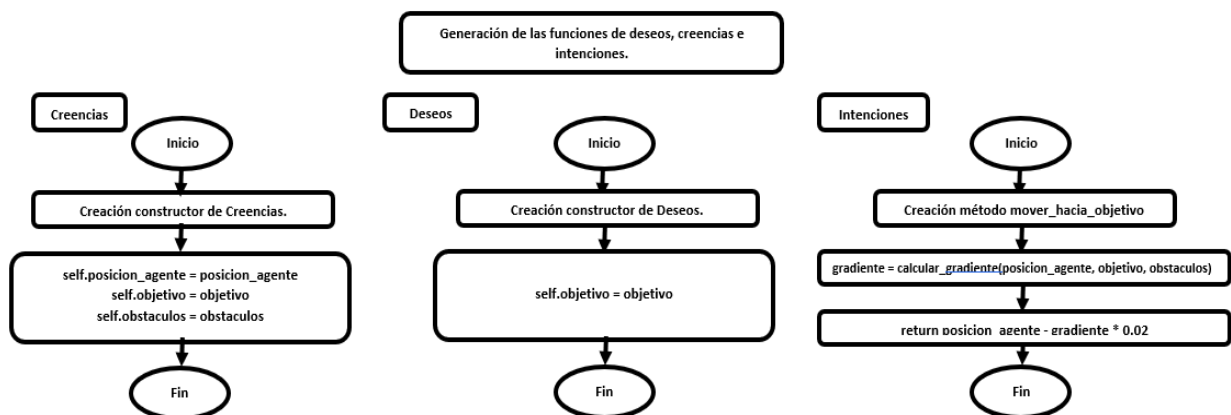


Figura 12. Diagramas de flujo que describen las creencias, deseos e intenciones del BDI.

Nota: Elaboración Propia

6.1 ANALISIS DE RESULTADOS

A continuación, se muestran las diferentes pruebas que se realizaron para determinar el desplazamiento del robot por medio del componente del campo de potencial total o resultante. El algoritmo que se desarrolló para las diferentes pruebas con múltiples entornos tuvo presente las ecuaciones expuestas en el apartado 4.1.2.1.

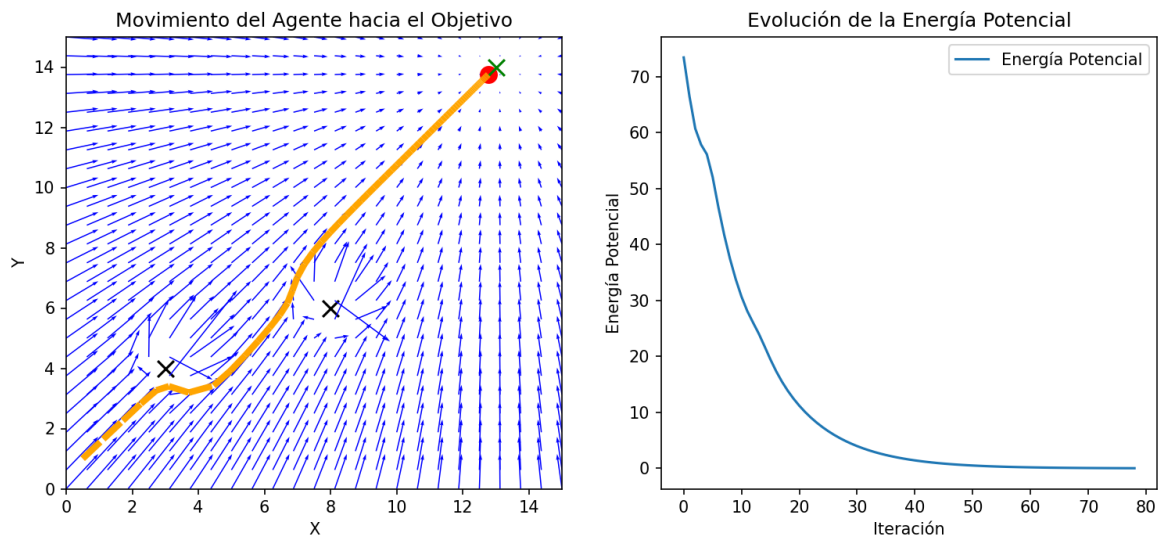


Figura 13. Movimiento del robot, representado como una partícula en un ambiente con dos obstáculos y a la derecha la evolución de la energía potencial frente a las iteraciones realizadas

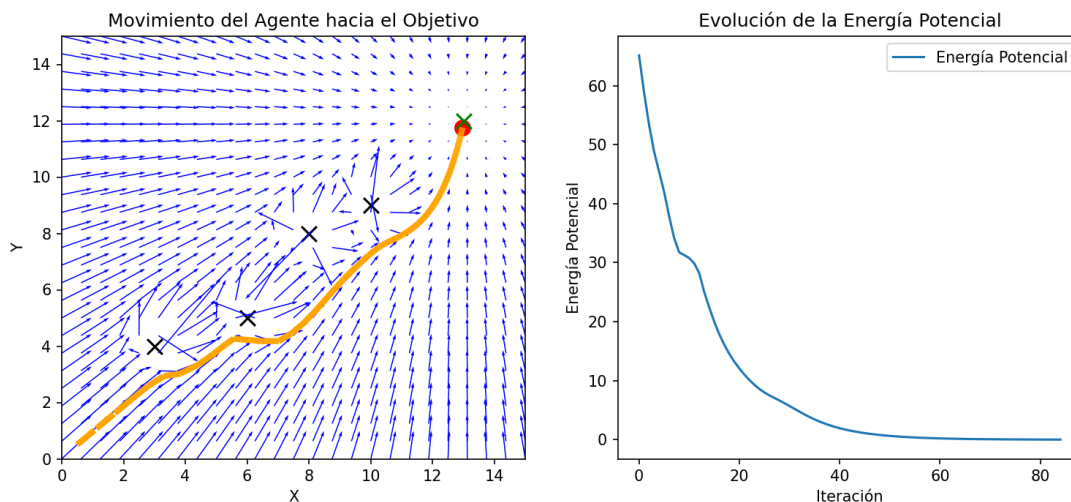
En la figura 13 se observa como el robot realiza el recorrido de la ruta hacia el potencial más bajo dado por la posición objetivo, también se observa al lado derecho la evolución de la energía por cada iteración realizada.

En robótica móvil, el objetivo del robot actúa como un punto de atracción. La energía potencial se define de manera que disminuya al acercarse al objetivo, simulando una "atracción". A medida que el robot se acerca al objetivo, la energía potencial disminuye, creando un "descenso" en el plano de energía potencial que el robot sigue. Está claro

que, a menor valor de fuerza, más cerca del objetivo nos encontramos y más atractivo nos resultará.

La fuerza es proporcional al gradiente de la energía potencial, y este gradiente es mayor cuando hay una diferencia significativa en la energía potencial. El diseño de la energía potencial para que aumente al alejarse y disminuya al acercarse al punto de atracción asegura que el robot sea guiado de manera efectiva hacia su objetivo.

En la figura 14 se expone, que no importa variar la posición del objetivo, el algoritmo de campos de potencial artificial puede genera una trayectoria para que el robot llegue a la meta, gracias al gradiente calculado en cada iteración. Con la figura de la derecha se observa que la energía potencial aumentar al alejarse, iteraciones 1 a 5 y disminuya al acercarse al punto de atracción, iteraciones 60 a 70, asegura que el robot ha sido guiado de manera efectiva hacia su meta.



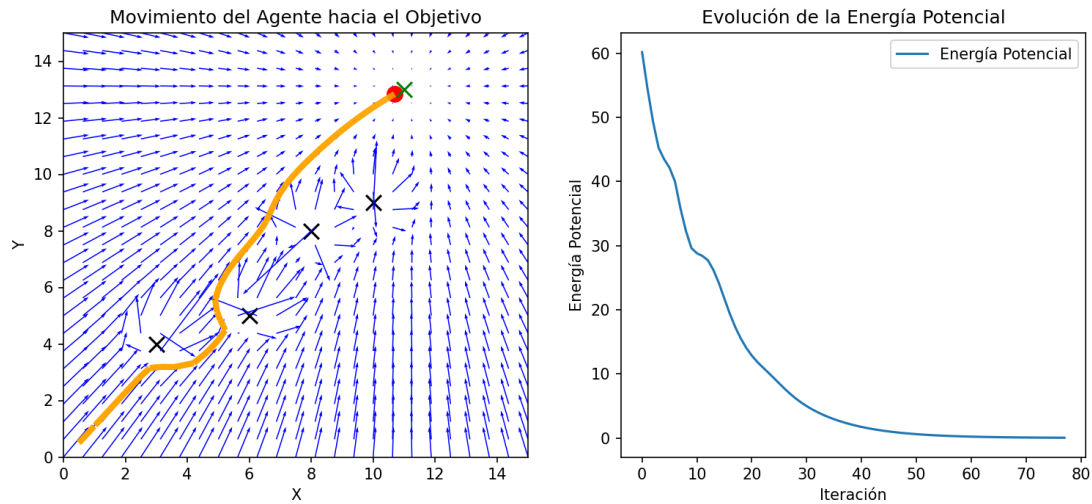
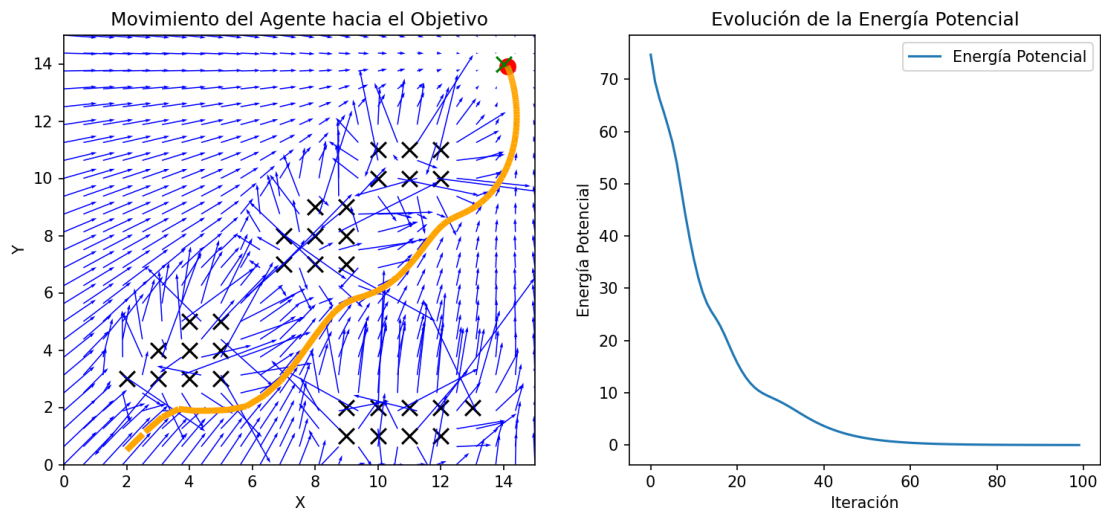


Figura 14. El robot llega al objetivo el cual ha cambiado de posición, se mantienen los obstáculos tanto en posición como en cantidad

Este principio crea una fuerza virtual que atrae al robot hacia el objetivo, facilitando la navegación autónoma y evitando obstáculos mediante campos de repulsión adicionales



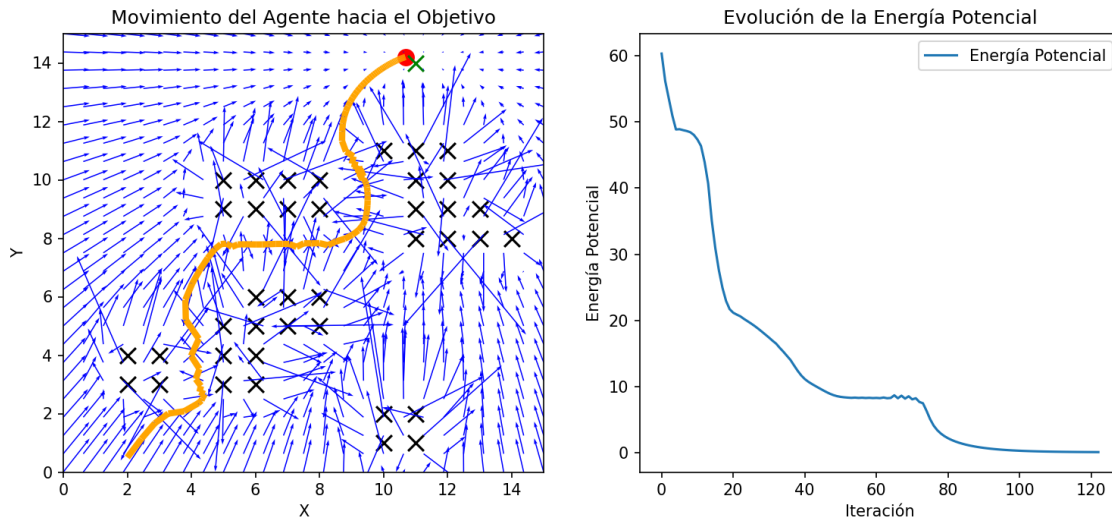


Figura 15. El robot llega al objetivo en un ambiente más complejo, se aumentó la cantidad de obstáculos.

En la figura 15 se observa que se incrementó la complejidad del escenario con un aumento de obstáculos, 32 obstáculos para el escenario superior de la imagen y 39 obstáculos para el escenario inferior. En esta prueba, se puede ver que el robot llega al punto final, a través del campo de potencial generado por el espacio de configuraciones, es decir, la ruta amarilla determina la configuración libre (q_{free}) en el cual, el robot puede navegar de forma segura. También se observa un aumento las iteraciones con respecto a las anteriores pruebas, porque hay más cantidad de obstáculos. Lo más interesante es que en la iteración 70, de la imagen inferior de la evolución de la energía potencial se presenta un pequeño rizado en la energía potencial, esto se presentó cuando el robot estaba en la posición (11, 11), lo que significa que posiblemente se presentó un mínimo local, es decir, el gradiente del campo potencial permaneció cerca a cero en ese instante.

Se realizó 20 veces este escenario y el resultado siempre fue el mismo, esto debido a que como los elementos que se encontraban en el plano 2D, mantuvieron sus posiciones como también se mantuvo el punto inicial y final del recorrido.

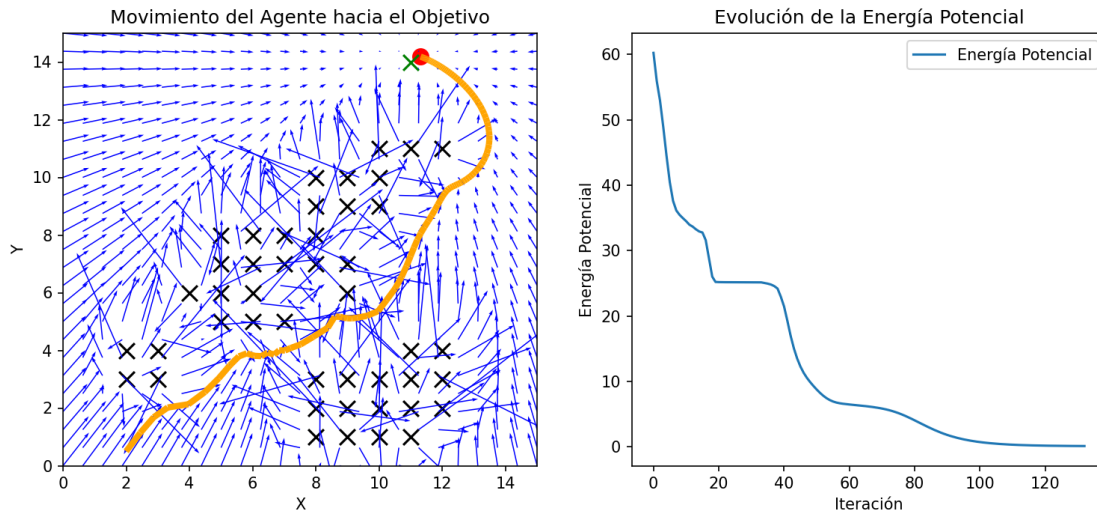
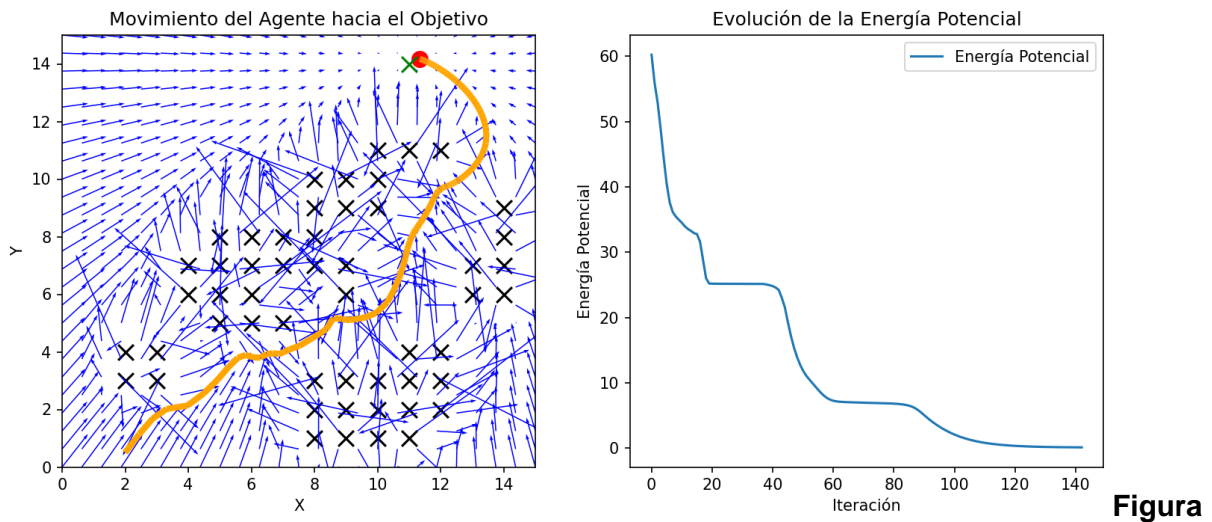


Figura 16. El robot llega al objetivo en un ambiente más complejo, se presenta posible mínimo local

La figura 16 nos muestra que la energía potencial desciende hasta la iteración 20, pero desde ahí hasta la iteración 40 no sigue descendiendo, se mantiene constante, esto nos da a entender que se presentó un posible mínimo local, ya que la velocidad del robot es cero, se mantuvo en la posición 9,5 aproximadamente, esto debido a que el gradiente tiende a un valor menor al de los puntos alrededor, el robot sale del posible mínimo local, gracia a las vibraciones que presento por estar muy cerca del obstáculo está en la posición 9,5 aproximadamente.

En la figura 17, se comprueba que a medida que el ambiente se hace más complejo, aumento de obstáculos, 52 obstáculos para este caso, vemos que a pesar que el robot alcanza su objetivo, las iteraciones para lograrlo aumentaron, además, se presenta en dos oportunidades que el robot tiene a quedar en dos mínimos locales, en las iteraciones 20-40 y 60-85, porque la evolución de la energía potencial se mantiene constante, es decir, el potencial tiende a un valor más bajo que en sus alrededores inmediatos.



17. El robot llega al objetivo en un ambiente más complejo, se presentan posibles mínimos locales

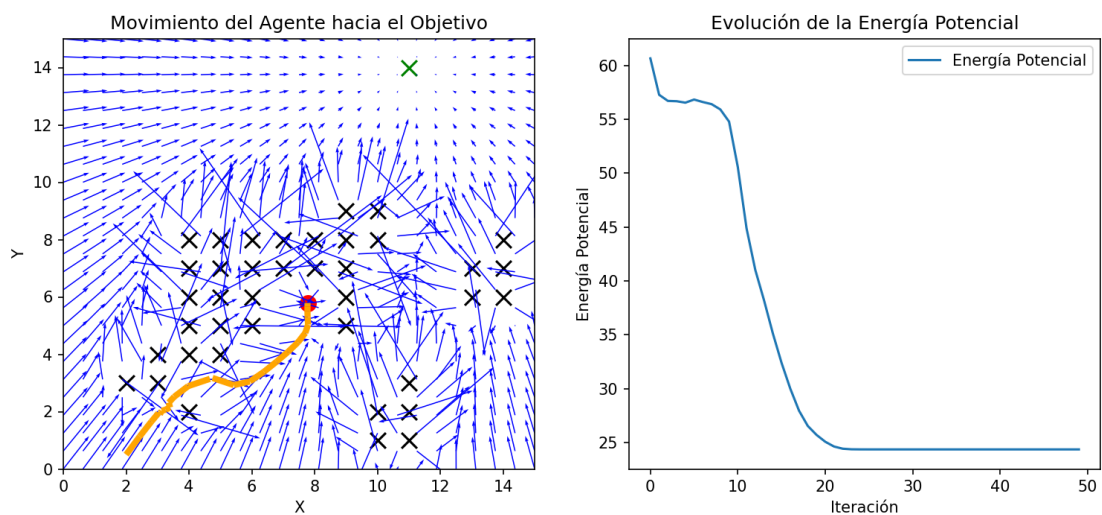


Figura 18. El robot llega al objetivo en un ambiente más complejo, se presenta mínimo local

La figura 18 nos muestra un escenario complejo, pero no por la cantidad de obstáculos, 39 en total, sino por la distribución de los obstáculos en el ambiente, se puede ver que se forma una figura no convexa que hace que el robot se desplace a su interior, por lo tanto, el robot no puede salir y cae en un mínimo local. La grafica del lado derecho nos muestra dos momentos interesantes, el primero en la iteración 3 aproximadamente, el robot tiende a caer en un mínimo

local, esto porque la energía potencial se mantiene constante, y sucede en la posición 3,2 y 4,3, de la gráfica de la derecha. El robot logra salir en la iteración 10, debido a que queda oscilando por la aproximación de los obstáculos en esas posiciones. Y el segundo momento es cuando en la iteración 25, posición 8,5 el robot cae en el mínimo local generado por las posiciones de los obstáculos.

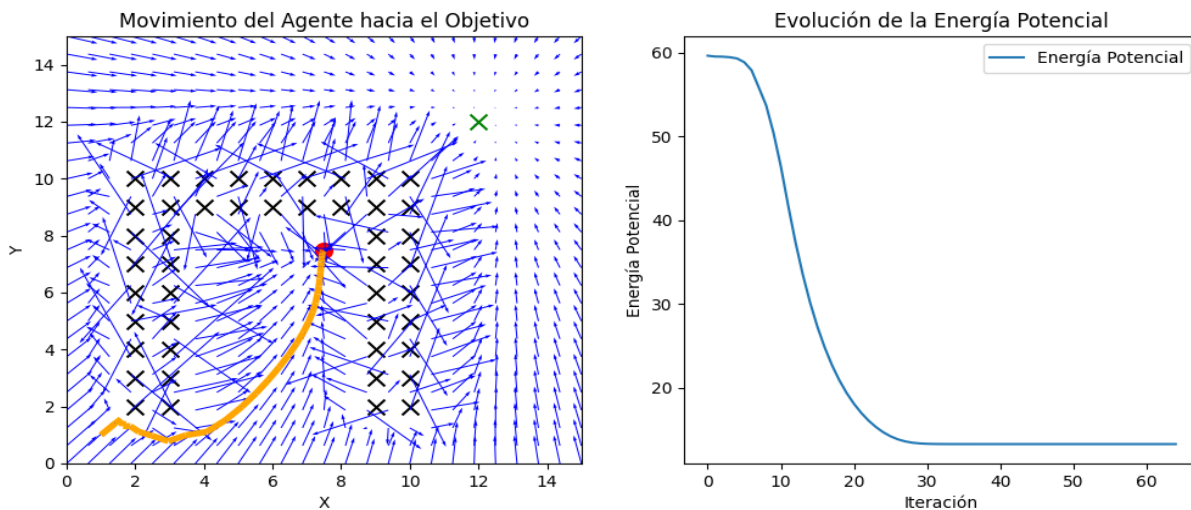


Figura 19. Ambiente más complejo, se presenta mínimo local

Se realizó un ambiente donde siempre hubiera un mínimo local, y por lo tanto, se colocaron los obstáculos para que la distribución formara un gran obstáculo con forma cóncava, obstáculo en forma de herradura (**u** o **n**), por lo tanto, se obtiene que el robot cae en el mínimo local en la iteración 25 y como se ve en la gráfica de la evolución de la energía potencial, se mantiene constante a medida que aumentan las iteraciones.

Con este escenario se realizaron las pruebas para la aplicación del BDI y en la figura 20 podemos ver el comportamiento tanto del robot como de la evolución de la energía potencial.

Al aplicarle el algoritmo BDI para dar solución a que el robot no cayera en el mínimo local, se observa que en la gráfica del espacio de configuraciones, es decir las posiciones, las representaciones los diferentes componentes vectoriales de los campos de repulsión aumentaron, esto es debido a la parte de las creencias, ya que lo que se hace es aumentar la campo de repulsión para que el robot se aleje aún más de los obstáculos para que no caiga en la “trampa” de mínimos locales, posterior a esto las intenciones

varían ya que el ambiente cambio con respecto a lo inicialmente creía el robot, por lo tanto, se debe hacer una selección de las intenciones adecuadas para que el robot se desplace por la ruta correcta.

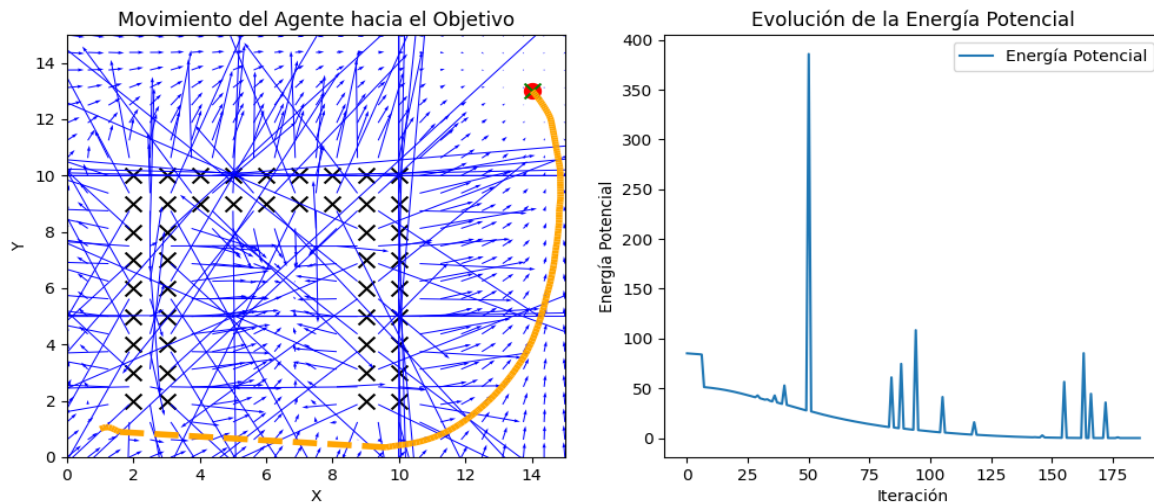


Figura 20. Respuesta del algoritmo APF integrado con BDI frente a un mínimo local

Con respecto a la gráfica de la evolución de la energía potencial se observa que la energía potencial empieza en un valor alto, y empieza a decaer como se esperaría en el algoritmo APF, pero en la iteración 37-40 se observa sobresaltos o sobre picos en la energía potencial esto se debe a que son instantes donde el BDI cambia las creencias al APF creando campos de repulsión, por lo tanto, el ambiente cambia y el nivel de energía potencial aumenta y disminuye de forma instantánea.

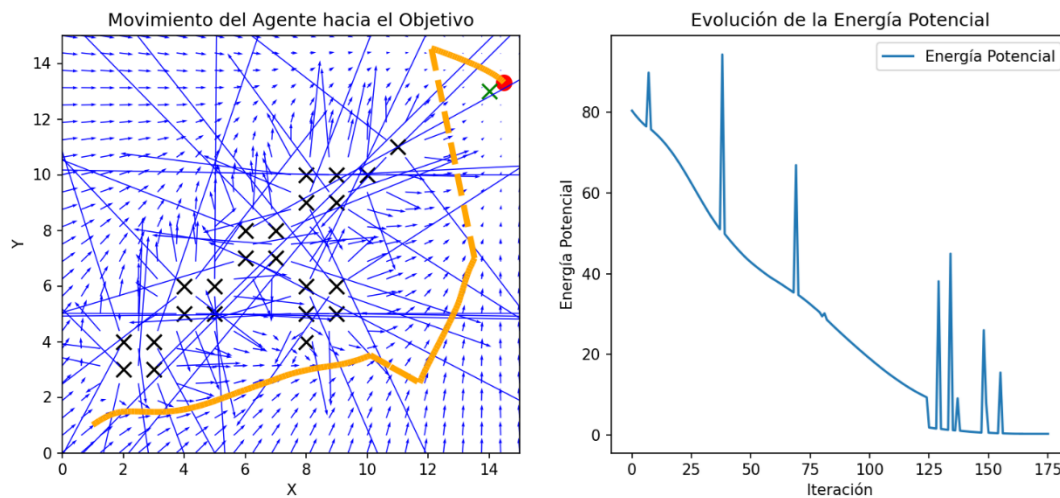


Figura 21. Respuesta del algoritmo APF integrado con BDI frente a un mínimo local

En la figura 21 se observa otro escenario con mínimo local, donde el algoritmo implementado, presenta una solución.

Se puede observar que después de la iteración 125 aparecen unos sobre picos en la gráfica de la evolución de la energía potencial, esto es debido a que como se cambiaron las creencias y se está seleccionando las intenciones según los cambios del entorno, y al acercarse al punto objetivo le potencial de atracción se hace mayor que el de repulsión, en este caso debe retornar a las condiciones iniciales de creencias deseos e intenciones, por eso el sistema presenta oscilaciones por los transiciones al realizar los cambios y selecciones según el espacio de configuraciones.

Con respecto la respuesta eficaz del algoritmo BDI para determinar que el robot no caiga en mínimos locales, se realizaron 30 pruebas en cada escenario, figura 20 y 21, dando como resultado que para el escenario de herradura se obtuvieron 24 aciertos, por lo tanto, se tiene una eficacia para este caso en particular del 76.6%

Para el escenario 2, escalera, de las 30 pruebas se obtuvo 26 aciertos, por lo tanto, se tiene una eficacia para este caso en particular del 86.6%.

Esto solo según los escenarios planteados, porque como se ha visto la trayectoria varía según las condiciones de las configuraciones, por lo tanto, si para los mismos dos escenarios mencionados se cambia la posición inicial del robot o la posición del objetivo, los resultados serán muy diferente. Es importante resaltar que incluso en las 30 pruebas realizadas, hubo cambios en la trayectoria trazada, debido a que no siempre selecciona las mismas intenciones a los cambios de las creencias.

En la figura siguiente, figura 22, se presenta el diagrama de flujo donde se expone como se realiza la selección de intenciones con respecto a los cambios en las creencias.

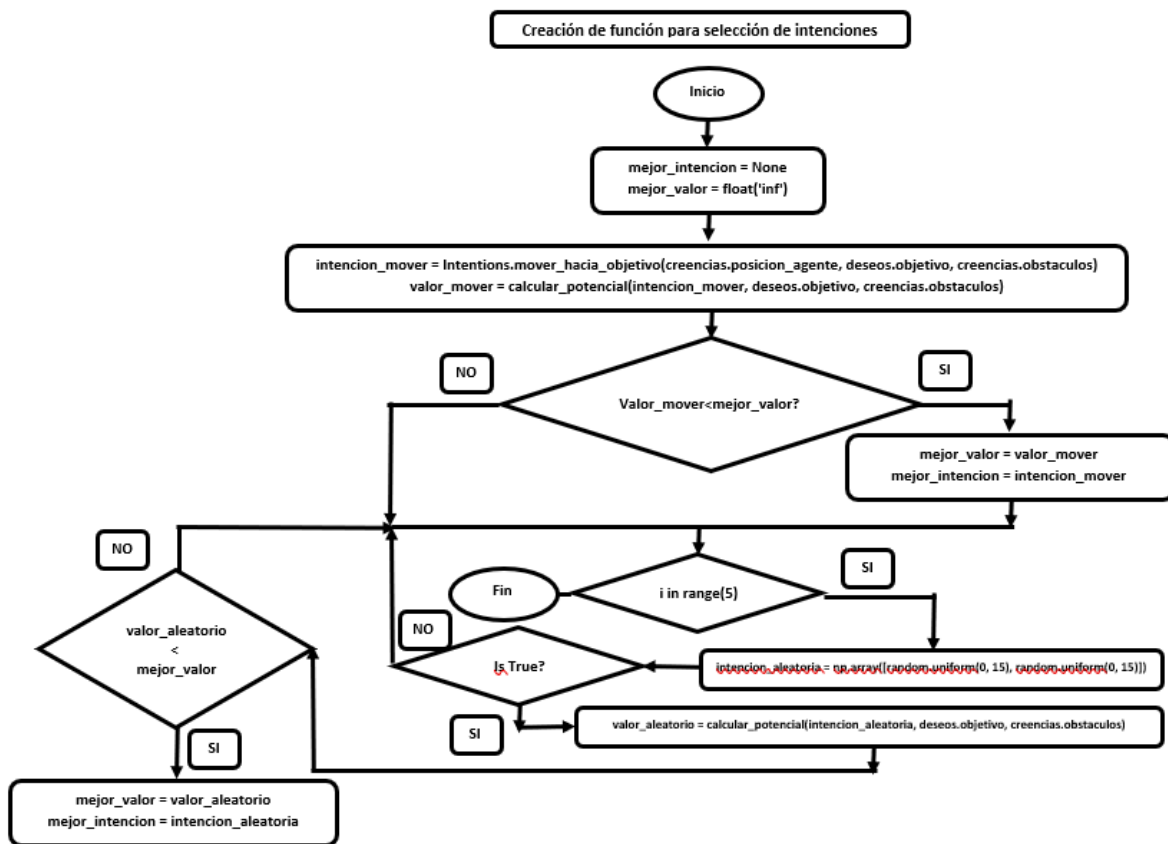


Figura 22. Diagrama de flujo que describen la selección de intenciones del BDI. Nota: Elaboración Propia

El BDI introduce un nivel de razonamiento superior al permitir que el robot considere diferentes alternativas y planee su comportamiento según sus creencias (información del entorno),

deseos (objetivos a alcanzar) e intenciones (acciones seleccionadas para cumplir los deseos). Frente a un mínimo local, el BDI puede:

1. **Cambiar la Estrategia de Movimiento:** En lugar de seguir ciegamente las fuerzas del APF, el BDI puede analizar la situación actual y determinar si el robot está atrapado en un mínimo local. Si lo detecta, puede tomar decisiones para reorientarse o cambiar la trayectoria, incluso si eso significa alejarse temporalmente del objetivo para evitar el bloqueo.
2. **Reevaluar las Creencias:** Si el robot reconoce que no está progresando, puede actualizar sus creencias (información del entorno) y reconfigurar su planificación. Esto puede incluir redefinir obstáculos o ajustar los parámetros de su campo de potencial, lo que le permite escapar del mínimo local.
3. **Intenciones Adaptativas:** El BDI puede priorizar intenciones de navegación más complejas cuando se enfrenta a un mínimo local, como redefinir objetivos intermedios o buscar rutas alternativas que no habían sido consideradas inicialmente en el APF. Este razonamiento deliberativo aumenta la flexibilidad y efectividad en entornos complejos.

7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se observó que el algoritmo campos de potencial artificial permite resolver el problema de planificación de trayectorias y de control de movimientos para robots móviles, por la facilidad que permite en cuanto a la creación de campos de fuerzas virtuales en función del objetivo, y de los propios obstáculos en el espacio de configuraciones del robot, denominados potenciales de atracción y de repulsión respectivamente.

Se visualizó que el desarrollo de algoritmos de potencial artificial es relativamente fácil de implementar, porque lo que se debe desarrollar es la comprensión de las fórmulas de potencial de atracción y repulsión de los diferentes momentos del robot en el espacio, lo que permite también una flexibilidad en cómo se puede programar el desarrollo y de la forma de visualizar el comportamiento del robot en los diferentes ambientes, generando un mayor entendimiento del algoritmo en cuanto a la forma en como este evita los diferentes obstáculos.

Se determino el espacio de configuraciones (q) que es esencial para identificar las variables necesarias las cuales permiten implementar razonamiento básico en el algoritmo de campos de potenciales artificiales. Esta determinación fue fundamental para mejorar la efectividad y la precisión en la navegación autónoma del robot ya que siempre se tiene en cuenta el q free y q collision.

Por medio de las gráficas, de la evolución de la energía potencial, en las diferentes pruebas podemos concluir que es una herramienta poderosa para guiar la navegación autónoma de robots. Al crear un campo de energía potencial que combina fuerzas atractivas y repulsivas, los robots pueden planificar y seguir trayectorias eficientes hacia sus objetivos mientras evitan obstáculos. Al describir la variación de la energía potencial en los diferentes escenarios expuestos podemos determinar que se asigna una función de energía potencial a cada punto en el espacio del entorno. Los puntos con obstáculos o características no deseadas tienen valores altos de energía potencial,

mientras que los puntos libres tienen valores más bajos. De esta manera, se crea un "campo de potencial" que describe la configuración del entorno.

Se resolvió el problema de mínimos locales, limitante que se presenta en la planeación de trayectorias con campos de potencial, por medio de la implementación de la arquitectura BDI. Se verificó con la experimentación en ambientes virtuales, se espera realizar estas pruebas un mundo real, claro está, teniendo presente las restricciones cinemáticas y dinámicas del robot, ya que en los resultados expuestos en este trabajo no se tuvieron en cuenta estas importantes condiciones.

La implementación de técnicas de IA en la planeación de trayectorias para la navegación de robots móviles ha demostrado ser una solución prometedora para superar desafíos como lo es mínimos locales en el método campos potenciales artificiales, permitiendo una navegación autónoma. Desde el aprendizaje profundo hasta el razonamiento básico humano representado por BDI, estas técnicas permiten que los robots se adapten a entornos completamente dinámicos y tomar decisiones en tiempos acordes a los cambios del ambiente.

Una consideración importante, tanto para la arquitectura BDI como para la implementación de modelos de razonamiento o inteligencia artificial en máquinas, es la capacidad de emular fenómenos biológicos. Dado que los procedimientos y habilidades están definidos por los programadores, la capacidad de razonamiento de la máquina se basa en las creencias y deseos preestablecidos. Por lo tanto, la razón está esencialmente reflejada en estos componentes preestructurados.

Trabajos futuros

Aunque los procesos realizados permiten determinar una trayectoria desde el punto inicial hasta el objetivo, se han observado irregularidades y movimientos toscos en algunas trayectorias, lo que puede provocar desplazamientos que un robot físico no podría seguir debido a sus limitaciones en grados de libertad. Para abordar estos

desafíos, se propone en trabajos futuros desarrollar un algoritmo que suavice estas trayectorias irregulares y elimine los cambios bruscos, asegurando así una navegación más eficiente y viable para los robots móviles.

Para ser más efectivo la arquitectura BDI en el algoritmo APF se requiere considerar el manejo de mayor información respecto al medio, ya que a mayor información precisa del medio se podrían actualizar mejor las creencias y así seleccionar mejor las intenciones a realizar. Se podría incorporar una mejora al BDI en cuanto al procesamiento de la información por medio de Machine learning u otro algoritmo de aprendizaje.

LIMITACIONES

Con las pruebas que se realizaron no se pretende validar un sistema completo de navegación, ya que requeriría la introducción de otros elementos como la localización (posición y orientación), un algoritmo de seguimiento de la ruta, un sistema de percepción de medida, y un plan riguroso de comparación experimental. Lo que se busca es de contrastar la viabilidad práctica de los desarrollos propuestos, teniendo presente limitantes como:

La compensación de la dinámica del robot en el control (toma de decisiones por razonamiento), la interacción entre la programación y el control y la percepción-acción restringida en tiempo real. Esta última, debido a que la arquitectura BDI con un carácter híbrido (arquitecturas reactivas, deliberativas y bio-inspiradas) demuestra dos ideas básicas del concepto de agente, la primera, la necesidad de deliberación, para un razonamiento a largo plazo (deliberativo) y la segunda, la urgencia de la reacción (reactivo), toma de decisiones a eventos inesperados; al mismo tiempo, se tiene que tener presente, que para emular el razonamiento práctico humano, como la toma de decisiones por medio de la razón (bioinspirado), será implementado sobre hardware configurable y sistemas electrónicos para demostrar un comportamiento racional.

8. REFERENCIAS

- [1] M. Castells, "The information age: Economy, society and culture. Volume I: The rise of the Network Society," Blackwell Publishers Inc., Cambridge may 1996
- [2] A. Barrientos Cruz, C Balaguer, E. Zalama, "Libro Blanco de la robótica: De la investigación al desarrollo tecnológico y aplicaciones futuras, Comité Español de automática, feb. 2007
- [3] Vasudevan, S.; Gächter, S.; Nguyen, V. y Siegwart, R. "Cognitive maps for mobile robots – an object based approach". Robotics and Autonomous Systems 55, 5 (mayo 2007), 359–371. (páginas 4 - 92.)
- [4] A. Saffiotti, "The Uses of Fuzzy Logic in Autonomous Robot Navigation". Soft Computing: A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, vol. 1, No. 4, pp. 180-197, 1997.
- [5] Bratman, M. E., Intentions, Plans, and Practical Reason. Harvard University Press., 1987.
- [6] Meneguzzi, F., Rodrigues, O., Oren, N., Vasconcelos, W., 2015, "BDI reasoning with normative considerations", Engineering Applications of Artificial Intelligence, 43, 127–146
- [7] Espitia H., Sofrony J., 2012, "Algoritmo para planear trayectorias de robots móviles, empleando campos potenciales y enjambres de partículas activas Brownianas" revista Ciencia e Ingeniería Neogranadina Vol. 22, Núm. 2, Universidad Militar Nueva Granada
- [8] Khatib, O. (1986). Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. The International Journal of Robotics Research, 5(1), 90-98.
- [9] Ge, S. S., & Cui, Y. J., New potential functions for mobile robot path planning. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 16(5), 615-620. 2000
- [10] Koren Y., Borenstein J., Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation, Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Automation, 1991.
- [11] Connolly C.I., Burns J.B., Path planning using Laplace's equation, IEEE Conference on Robotics and Automation, 1994
- [12] Khosla P. Volpe R., Superquadric artificial potentials for obstacle avoidance and approach, IEEE International Conference on Robotics and Automation, Philadelphia, PA, 1988.}
- [13] Kim J.O., Khosla P.K., Real-time obstacle avoidance using harmonic potential functions, IEEE Conference on Robotics and Automation, Sacramento, CA, 1991.

- [14] Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995). BDI agents: From theory to practice. In Proceedings of the FZrst International Conference on Multiagent Systems (ICMAS-95) (pp. 312-319).
- [15] Fernández León, J., 2004, Robótica Evolutiva y la próxima generación de robots autónomos”, WCAFR (Workshop del II Campeonato Argentino de Fútbol de Robots), 9-11 de junio.
- [16] Franklin, S. and Graesser, A. 1996, “Is it an agent, or just a program? a taxonomy for autonomous agents”, In: Proceedings of 3rd International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages Institute for Intelligent Systems.
- [17] Muñoz Martinez Victor Fernando, Planificación de trayectorias para robots móviles, Tesis de Doctorado, Universidad de Málaga, 1995.
- [18] Latombe J.C., 2011, “Robot Motion Planning”, Volumen 124 de The Springer International Series in Engineering and Computer Science. USA
- [19] Álvarez J, 1998, “Planificación del movimiento de vehículos autónomos basada en sensores”, tesis doctoral. Universidad de Oviendo. Gijón, pp 2-5
- [20] Gómez-Bravo F., Cuesta F., y Ollero B. A, 2003, “Planificación de trayectorias en robots móviles basada en técnicas de control de sistemas no holónomicos”. XXIV Jornadas de Automática, España
- [21] Boniardi, F., Palmieri, L., Bachrach, A., Park, D., & Valenti, R. G., Autonomous navigation for mobile robots: A survey. Robotics and Autonomous Systems, 83, 1-17., 2016
- [22] Nur, S., Gopalakrishnan, S., Thondiyath, A., & Tiwari, A. (2020). Advances in autonomous navigation of mobile robots in complex environments. Journal of Robotics and Automation, 10(3), 145-160.
- [23] REAL ACADEMIA ESPAÑOLA: Diccionario de la lengua española, 23.^a ed., [versión 23.7 en línea]. https://dle.rae.es/aut%C3%B3mata?m=30_2, [Julio 25 de 2023]
- [24] Núñez de la Fuente S., “Estatuas animadas y autómatas en la literatura juvenil de Carmen Martín gaité y Óscar Esquivias”, Elos: revista de literatura infantil e xuvenil, ISSN-e 2386-7620, N.º.2, 2015, págs. 39-61 <
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5478711> > [Julio 25 de 2023].
- [25] Villamarín M., Urquizo A. Villamarín G.R., AUTÓMATAS: historia y evolución desde la antigüedad al siglo xiv Autómata: History and evolution from antiquity to the 14th century <https://orcid.org/0000-0001-7681-0577> <https://orcid.org/0000-0002-2300-8932> pag 36-55 Libro de investigación: Educación y Pedagogía 2020
- [26] A. J. P. Vidal, A. C. Gonzalez, F. A. Martin, J. C. Castillo y M. A. Salichs, 2017, “Evolucion de la robotica social y nuevas tendencias”, Actas de las Jornada

- Automaticas, pages 836-843. Disponible en:
<https://digibuo.uniovi.es/dspace/bitstream/handle/10651/46926/ActasJA2017APerezetal.pdf?sequence=1>
- [27] Taddei M., Lisa M., Atlas ilustrado de Leonardo Da Vinci autómatas y robots, Susaeta Ediciones, S.A. obra colectiva, ISBN 978-84-677-6361-4, Madrid España
- [28] Benjamin Tovar, Lourdes Munoz-Gomez, Rafael Murrieta-Cid, Moises Alencastre-Miranda, Raul Monroy, Seth Hutchinson, 2006, "Planning exploration strategies for simultaneous localization and mapping", Robotics and Autonomous Systems, Volume 54, Issue 4, Pages 314-331, ISSN 0921-8890, <https://doi.org/10.1016/j.robot.2005.11.006>
- [29] Brian R. D., (2002), "Anthropomorphis and Robotics". The Society for the Study of Artificial Intelligence and the Simulation of Behaviour, Massachusetts Institute of Technology. Pages 6. Disponible en:
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.602.297&rep=rep1&type=pdf>.
- [30] Sánchez Martín FM, Millán Rodríguez F, Salvador Bayarri J, Palou Redorta J, Rodríguez Escovar F, Esquena Fernández S, Villavicencio Mavrich H. Historia de la robótica: de Arquitas de Tarento al robot Da Vinci (Parte II). Actas Urol Esp. 2007;31(2):69-76. (en prensa)
- [31] Choset, H., Lynch, K., Hutchinson, S., Kantor, G., Burgard, W., Kavraki, L., 2005, "Principles of robot motion: theory, algorithms, and implementation", Cambridge, Mass.: MIT Press,
- [32] Lima P., Custodio L., 2002, "Artificial intelligence and system theory: Applied to cooperative robots" [Online]. Available: <http://citesser.ist.psu.edu/578654.html>, [fecha de consulta septiembre 2018]
- [33] Vallejo M., Ochoa J., Jiménez J. 2009, "Sistemas multi-agentes robóticos: revisión de metodologías" revista Avances en sistemas e informática., vol. 6 N° 3.
- [34] M. Wooldridge, (2002), "An Introduction to MultiAgent Systems. John Wiley & Sons Ltd". ISBN 978-0-471-49691-5.
- [35] Gerhard W., (2013). "Multiagent Systems". Massachusetts Institute of Technology. ISBN: 978-0-262-01889-0. Disponible en:
<https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=WY36AQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA3&dq=wooldridge+agent&ots=Xrzt8RDhW6&sig=zclZrhPVrwQSR6ZOHSBSNxbSDf0#v=onepage&q=wooldridge%20agent&f=false>
- [36] Rosibelda M. B., (2007), "Exploraciones sobre el soporte multi-agente bdi en el proceso de descubrimiento de conocimiento en base de datos" (Tesis de Maestría), Universidad

- Veracruzana. Disponible en <https://cdigital.uv.mx/bitstream/handle/123456789/32330/mondragonrosibelda.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- [37] Yves D., Michal P., Juan M. C. and Javier B. P., (2011). "Advances on Practical Applications of Agents and Multiagent Systems". Springer. ISBN: 978-3-642-19874-8. Pages 317. Disponible en: <https://books.google.es/books?id=PDCTUvMReVIC&lpg=PA113&ots=4K9piEO5wA&lr=&pg=PR2&hl=es#v=onepage&q&f=false>
- [38] Andreas L. S. and Pericles A. M., (2005). "Agent intelligence through data mining". Aristotle University of Thessaloniki Greece. Disponible en: https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=YwGmFDO8uv4C&oi=fnd&pg=PR5&dq=agent+intelligence&ots=GlbKot7_-T&sig=TcOrnQL4V3wl-fqxImaTxQfCVj8#v=onepage&q=agent%20intelligence&f=false
- [39] Joanna J. B., (2003). "The Behavior-Oriented Design of Modular Agent Intelligence". University of Bath, Department of Computer Science Bath BA2 7AY, United Kingdom, Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Joanna-Bryson/publication/2553452_The_Behavior-Oriented_Design_of_Modular_Agent_Intelligence/links/02bfe50f83007edb98000000/The-Behavior-Oriented-Design-of-Modular-Agent-Intelligence.pdf
- [40] Pedro H. and Benjamin V. Q., (1999). "Agentes inteligentes: definicion y tipologia. Los agentes de la información". Revista el profesional de la informacion, Vol.8, No. 4, Pages 9. Disponible en: <http://eprints.rclis.org/18300/1/epi1999e%5B1%5D.pdf>
- [41] Robert J. S. and Linda O. H., (2005). "Creatividad e Inteligencia". Revista CIC. Cuadernos de Información y Comunicación. No. 10. Pp. 113-149. Disponible en: <https://www.redalyc.org/pdf/935/93501006.pdf>
- [42] Gustavo V. and Roberto D., (2013). "Definiciones y teorías sobre inteligencia. revision historica". Revista Psicogente. Pp. 407-423. Disponible en: <http://revistas.unisimon.edu.co/index.php/psicogente/article/view/1927/1843>
- [43] Patricia B. M. and Angelica M. U. A., (2016). "Razonamiento logico abstracto e inteligencia emocional: trayectoria en la formacion de estudiantes universitarios". Revista Sophia-Universidad Politecnica Salesiana del Ecuador. Pages. 30. Disponible en: https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/14014/1/soph_n21_Bravo_Urquizo.pdf
- [44] Gómez-Bravo F., Cuesta F., y Ollero B. A, 2003, "Planificación de trayectorias en robots móviles basada en técnicas de control de sistemas no holónomicos". XXIV Jornadas de Automática, España.
- [45] Ollero B. A, 2001, "Robótica Manipuladores y robots móviles", Marcombo S.A. Barcelona, España.

- [46] Patle, B.K. & Loganathan, Ganesh & Pandey, Dr. Anish & Parhi, D.R.K. & Anne, Jagadeesh. (2019). A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot. Defence Technology. 15. 10.1016/j.dt.2019.04.011.
- [47] LaValle, S. M.. Planning Algorithms. Cambridge University Press., 2006
- [48] Lima P., Custodio L., 2002, "Artificial intelligence and system theory: Applied to cooperative robots" [Online]. Available: <http://citesser.ist.psu.edu/578654.html>, [fecha de consulta septiembre 2019]
- [49] Iglesias,C. Garijo, M., Gonz  les J. "Analisis and Desing of Multiagent Systems using MASCommon-KADS", [Online]. Available: <http://citesser.ist.psu.edu/iglesisas98analysis.html>, [fecha de consulta septiembre 2019]
- [50] Iglesias C., Garijo M. 1999, "A survey of agent-oriented methodologies.", [Online]. Available: <http://citesser.ist.psu.edu/iglesisas99survey.html>. [fecha de consulta agosto 2019]
- [51] Fukuda T., Nadagawaka S., Kawauchi Y., 2002, "Structure decision for self-organizing robots based on cell structures." IEEE International Conference on Robotics and Automation, Arizona pp 695-700
- [52] Collinot A., Drogoul A., 1996, "Agent oriented design of a soccer robot team", ICMAS'96
- [53] S. Russell y P. Norvig, Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3ra ed., Pearson, 2010.
- [54] Bermudez Bohorquez, G. R., Rojas Castellar, A. L., Montiel, H., & Ceballos, M. (16 de 04 de 2004). Aplicaci  n del m  todo de campos de potencial artificial para un robot m  vil aut  nomo. Tecnura, 11. Recuperado el 2 de 03 de 2024
- [55] Teli, Tawseef & Wani, M., (2020). A fuzzy based local minima avoidance path planning in autonomous robots. International Journal of Information Technology.
- [56] Kleiner A., Nebel B., "Introduction to Multi-Agent Programming, Societies of Agents" Available http://gki.informatik.uni-freiburg.de/teaching/ws1011/imap/02_Societies_of_agents.pdf
- [57] Mouratidis, H., & Kolp, 2010, "An architectural description language for secure Multi-Agent Systems. and Agent Systems" Universidad Polit  cnica de Madrid.8, 99–122. <http://doi.org/10.3233/WIA-2010-0182>)
- [58] Garc  a A., Cenjor A., "Sistema heterarquico de control basado en agentes para sistemas de fabricaci  n: La nueva metodolog  a PROHA", 2007, Revista Iberoamericana de Autom  tica e Inform  tica Industrial RIAI, vol. 4, num. 1, pp. 83-94
- [59] Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995). "BDI Agents: From Theory to Practice." Proceedings of the First International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS-95).

Este trabajo discute las limitaciones de la arquitectura BDI, incluyendo problemas de escalabilidad y eficiencia computacional.

- [60] Meneguzzi, F., Rodrigues, O., Oren, N., Vasconcelos, W., 2015, "BDI reasoning with normative considerations", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 43, 127–146
- [61] Medellín D., 2015, "Modelo de toma de decisiones en Agentes Inteligentes, mejorando el esquema BDI", Grupo de Ambientes Inteligentes Adaptativos -GAIA, Universidad Nacional de Colombia Facultad de Administración Manizales, Colombia.
- [62] Choset, Howie & Lynch, K. & Hutchinson, S. & Kantor, George & Burgard, Wolfram & Kavraki, Lydia & Thrun, Sebastian. (2005). *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms and Implementation*. The MIT press, Cambridge, London England
- [63] Holland J., 2003, "Designing Autonomous Mobile Robots: Inside the Mind of an Intelligent Machine". Newnes
- [64] Prahlad Vadakkepat, Kay Chen Tan, and Wang Ming-Liang, (2000). *Evolutionary Artificial Potential Fields and Their Application in Real Time Robot Path*. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation.
- [65] Xi-Yong Zou, and Jing Zhu, (2003). Virtual local target method for avoiding local minimum in potential field based robot navigation. In: *Journal of Zhejiang University - Science A*
- [66] Chengqing Liu, Ang Marcelo, Krishnan Hariharan, and Yong Lim Ser, (2000). Virtual Obstacle Concept for Local-minimum-recovery in Potential-field Based Navigation. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics & Automation.
- [67] Sunderhauf, N., Neubert, P., & Protzel, P. (2013). Switchable constraints for robust part-based simultaneous robot localization and Autonomous Systems 61(12), 1532-1548.
- [68] Kunz, T., Reckter, H., Bormann, R., & Berns, K. (2015). Learning of navigation behaviors for mobile robots based on local approaches. *Robotics and Autonomous Systems*
- [69] Luo, R., & Liu, M. (2017). Enhanced artificial potential field-based navigation algorithm for mobile robots. *Sensors*, 17(2), 367
- [70] Gong, X., & Liu, J. (2019). Global navigation of mobile robots using an improved artificial potential field method. *Robotics and Autonomous Systems*, 113, 26-37
- [71] García, J., Ortega, M., & Lucio, P. (2020). A new reactive navigation algorithm for mobile robots based on potential fields and fuzzy logic. *Applied Soft Computing*, 88, 106033
- [72] Chellapilla, K., & Fogel, D. B. (2000). "Neural Networks for Obstacle Avoidance and Path Planning in Mobile Robots." Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation (CEC00), IEEE, 2352-2357.

- [73] amauchi, B., & Langley, P. (1997). "Combining Neural Networks and Potential Fields for Enhanced Robot Navigation." Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 1208-121
- [74] Yu, X., & Wang, J. (2005). "A Genetic Algorithm Approach for Mobile Robot Path Planning Using Dynamic Path Adjustment and Potential Field." Journal of Intelligent and Robotic Systems, 39(2), 117-134.
- [75] Ge, S. S., & Cui, Y. J. (2002). "Genetic Algorithm-Based Path Planning for Mobile Robots Using Potential Field and Simulated Annealing." Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, 2217-2222.
- [76] Kuipers, B. J. (1999). Quasi-Topological Spatial Reasoning and Navigation in Embedded Systems. Artificial Intelligence, 110(1), 113-141
- [77] Kovács, L., & Saffiotti, A. (2009). Symbolic Reasoning in Robot Navigation. Robotics and Autonomous Systems, 57(11), 1115-1125.
- [78] Chen, T., & Xu, Y. (2017). Robot Navigation Using Logic Reasoning Based on Topological Map. IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems (CIS) and IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), 309-314
- [79] Shishika, Y., Nakamura, Y., & Arakane, A. (2018). Robot Navigation in Indoor Environments with Symbolic Reasoning of Augmented Logic Programming. International Journal of Advanced Robotic Systems, 15(6), 17298814188058
- [80] Hawes, N., Hanheide, M., & Kruijff, G. J. (2017). Integrating Symbolic Task Planning into Probabilistic Navigation for Mobile Robots. IEEE Transactions on Robotics, 33(4), 938-952
- [81] Li, H., & Ge, S. S. (2018). Hybrid Deliberative and Reactive Navigation for Mobile Robots Using Fuzzy Reasoning Petri Nets. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 26(6), 3631-3646
- [82] Zhang, C., & Liu, Y. (2019). A survey on behavior-based navigation algorithms for mobile robots. International Journal of Advanced Robotic Systems, 16(2), 1729881419833007