



Planeación de trayectorias mediante campos magnéticos virtuales y sus limitaciones.

Rodríguez Díaz Emmanuel, Juan-Manuel Ramos-Arreguín✉, Marco-Antonio Aceves-Fernández

Universidad Autónoma de Querétaro, Facultad de Ingeniería
emmanuel.rodriguez.diaz94@gmail.com, jsistdig@yahoo.com.mx✉, marco.aceves@gmail.com

Resumen

El tema que se trata a continuación muestra una técnica para evasión de obstáculos basada en la simulación de campos magnéticos virtuales (CMV) con un enfoque hacia vehículos autónomos. El trabajo demuestra que al momento de generar una trayectoria mediante CMV se pueden incluir tanto restricciones locales como globales en el mismo algoritmo para garantizar soluciones que aseguren una ruta libre de colisiones a un vehículo autónomo que circula dentro de entornos físicos complejos. Lo anterior, debido a que actualmente los vehículos autónomos generan trayectorias sin tomar en cuenta las restricciones locales y globales en un mismo algoritmo. Esto produce en ciertos casos riesgos de colisión por falta de restricciones en el algoritmo de planeación de trayectorias. En consecuencia, la principal contribución de este trabajo es la inclusión de ambas restricciones en el algoritmo de planeación de trayectorias. Así mismo, se muestran los resultados obtenidos al realizar la simulación del algoritmo bajo diferentes circunstancias al igual que sus limitaciones.

Palabras clave: Planeación de trayectorias, Robótica Móvil, Vehículos Autónomos.

Abstract

This paper shows an obstacle avoidance technique based on the simulation of virtual magnetic fields (VMF) with an autonomous vehicles approach. The work probes that, at the time to generate a trajectory with VMF, it can include both local and global restrictions within the same algorithm to guarantee solutions with a free collision path for an autonomous vehicle, that circulates in a physical complex road. Nowadays the autonomous vehicles generate trajectories without considering local and global restrictions in the same algorithm. It produces, in certain cases, a risk of collision given the leak of restrictions in the path planning algorithm. Therefore, the main contribution of this work is the covering of both restrictions for the path planning algorithm. Likewise, the obtained results of the simulation are shown, and also the algorithm limitations.

Keywords: Path Planning, Mobil Robotics, Autonomous Vehicles.

1. Introducción

Dentro del campo de la robótica móvil existe un área dedicada a la planeación de trayectorias, misma que se divide en dos partes: planeación de trayectorias local y global [1].

La diferencia entre la planeación de trayectorias local y global radica en las restricciones que se toman en cuenta al momento de generar la trayectoria. En la planeación de trayectorias local se toma



en cuenta la información que se puede obtener del entorno que rodea al robot móvil o vehículo autónomo. Esta información se puede obtener mediante cámaras, sensores ultrasónicos, entre otros. Por otro lado, la planeación de trayectorias global incluye información adicional que restringe los movimientos del robot móvil a lo largo de la ruta. Por ejemplo, una restricción global es la orientación que debe seguir el robot para llegar a su objetivo, y los puntos por los que debe pasar independientemente de lo que la instrumentación del robot móvil pueda detectar.

La planeación de trayectorias ha utilizado a lo largo del tiempo dos variantes de algoritmos: algoritmos clásicos y algoritmos metaheurísticos. Los algoritmos clásicos tales como: Rapid Random Tree [2], Potential Fields [3], Descomposición por Celdas [4], entre otros, se utilizaron en el campo de la robótica desde los 80's entregando resultados positivos en aplicaciones con robots manipuladores y robótica de inspección. Sin embargo, la robótica móvil representa un reto que los algoritmos clásicos no buscan solucionar.

La robótica móvil (vehículos autónomos y robótica colaborativa) implica procesar una gran cantidad de información en poco tiempo, debido a que se mueven en entornos dinámicos, por lo que es necesario obtener resultados de la trayectoria de la forma más rápida posible, sin necesidad de que la solución otorgada sea la solución óptima. Los algoritmos clásicos buscan entregar la ruta óptima, sin importar el tiempo de cómputo. Por el contrario, los algoritmos metaheurísticos, entregan resultados en un menor tiempo de cómputo sin que necesariamente sea la ruta óptima.

Los algoritmos clásicos más utilizados para la planeación de trayectorias son: Rapid Random Tree (RRT) [2], Potential Fields (PF) [3] y Mapeo del camino mediante descomposición por celdas [4]. Mientras que los algoritmos metaheurísticos más utilizados son: Ant Colony [5], Redes Neuronales [6] y Algoritmos Genéticos [6].

El proyecto utiliza una variación del algoritmo PF [3] de forma que permite implementar restricciones locales y globales dentro del mismo algoritmo. Para esto se consideró un campo magnético virtual [7] que permite modificar fácilmente sus parámetros de atracción y repulsión magnética virtual de acuerdo a las restricciones del entorno.

Los campos magnéticos virtuales se basan en la simulación de partículas magnéticas de atracción y repulsión, siendo las partículas de atracción el punto de destino y las partículas de repulsión los obstáculos, tal como se muestra en la Figura 1, donde el destino es el círculo de color rojo y el obstáculo es el círculo de color azul.

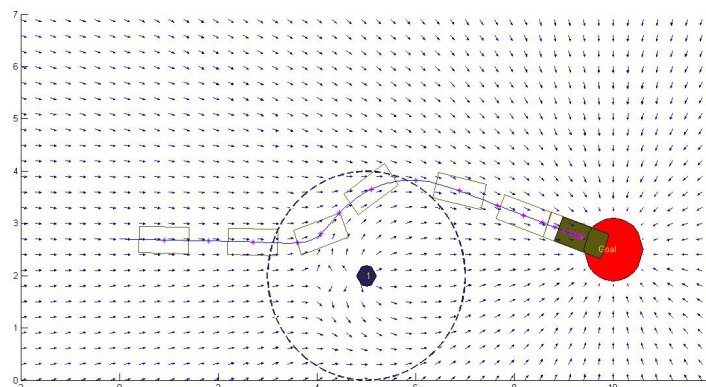


Figura 1. Campo magnético virtual.

Al momento de realizar la planeación de una trayectoria con un enfoque hacia vehículos autónomos, es necesario considerar restricciones que disminuyan al máximo el riesgo de colisión con



obstáculos u otros vehículos que estén circulando dentro del mismo entorno. Las restricciones que se consideran dentro de este proyecto son: geometría del camino por el cual circula el vehículo autónomo, número de carriles, geometría del vehículo y geometría del obstáculo.

Para el caso particular de la generación de trayectorias para vehículos autónomos, una trayectoria que se genera tomando en cuenta restricciones globales, buscará pasar por todos los puntos generados por la ruta planeada entre los puntos de origen y destino. También es necesario conocer la orientación del vehículo como se muestra en la Figura 2.

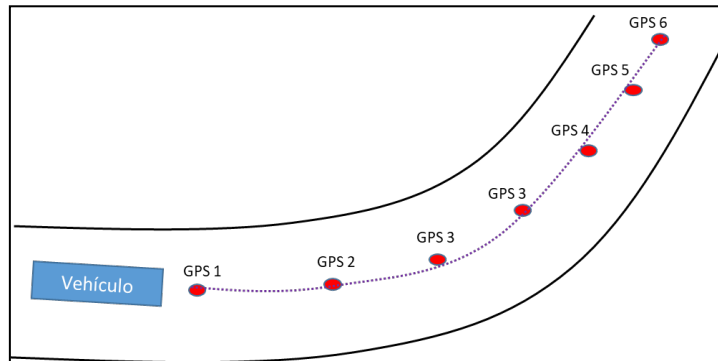


Figura 2. Trayectoria con restricciones globales.

Sin embargo, en el caso de que existan obstáculos en la trayectoria, como se muestra en la Figura 3, dichos obstáculos no serán considerados en el momento de generar la trayectoria global. Por otro lado, al momento de generar una trayectoria solo considerando restricciones locales no tomará en cuenta las coordenadas de la ruta planeada que se tienen que seguir, por lo tanto, el vehículo puede carecer de la orientación correcta lo que en el caso de vehículos autónomos implica una invasión de carriles ya que su única referencia es no salir del camino por el cual circula el vehículo autónomo.

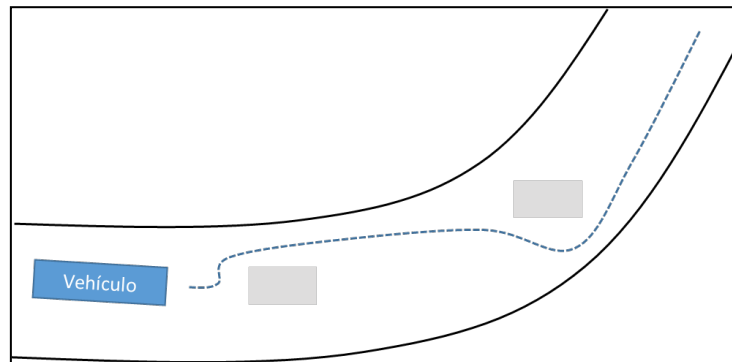


Figura 3. Trayectoria con restricciones locales.

El objetivo final del trabajo es adaptar el algoritmo CMV, de forma que permita una interacción constante entre las restricciones globales y locales para así obtener una trayectoria como se muestra en la Figura 4.

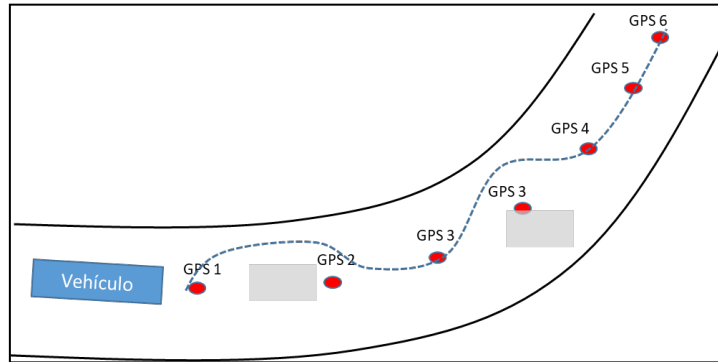


Figura 4. Trayectoria con restricciones locales y globales.

2. Algoritmo para Campos Magnéticos Virtuales (CMV)

El algoritmo está basado en la simulación de partículas magnéticas, mismas partículas que se conforman por las siguientes variables: Alcance (α), Intensidad (β) y Radio (γ). Existen dos tipos de partículas magnéticas, de atracción y de repulsión, mismas partículas magnéticas que se definen a continuación.

2.1 Partícula de atracción

La partícula de atracción en el entorno global se define como la coordenada a la que tiene que llegar el robot móvil. Por lo tanto, sin importar en qué punto del plano se encuentre el robot móvil tiene que ser atraído por dicha partícula tal y como se muestra en la Figura 5.

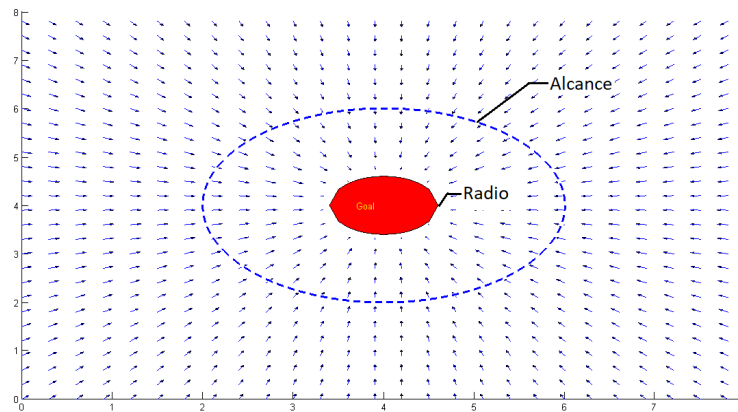


Figura 5. Partícula de atracción.

Mediante una ecuación gradiente se determina como afecta la partícula de atracción al robot móvil para así determinar en cada iteración el siguiente punto en el plano $[x, y]$ de tal forma que la posición en la iteración $P_x(i+1)$ y $P_y(i+1)$ (siendo $[P_x, P_y]$ el punto en el que se encuentra el robot móvil) se define de la siguiente manera:

$$P_x(i+1) = P_x(i) + \Delta A_x \quad (1)$$

$$P_y(i+1) = P_y(i) + \Delta A_y \quad (2)$$

La ecuación gradiente $(\Delta A_x, \Delta A_y)$ se genera con restricciones de acuerdo a la cercanía que se tiene con la partícula de atracción:

1. Gradiente estando fuera del Alcance (α_A)

$$\Delta A_x = \beta_A \alpha_A \cos(\theta_A) \quad (3)$$

$$\Delta A_y = \beta_A \alpha_A \sin(\theta_A) \quad (4)$$

2. Gradiente estando entre el Alcance (α_A) y el Radio (γ_A)

$$\Delta A_x = \beta_A (d_A - \alpha_A) \cos(\theta_A) \quad (5)$$

$$\Delta A_y = \beta_A (d_A - \alpha_A) \sin(\theta_A) \quad (6)$$

3. Gradiente estando dentro del Radio (γ_A)

$$\Delta A_x = 0 \quad (7)$$

$$\Delta A_y = 0 \quad (8)$$

En donde d_A representa la distancia entre el robot móvil y la partícula de atracción y θ_A se define como el ángulo entre el robot móvil y la partícula de atracción:

$$d_A = \sqrt{(P_x - x_A)^2 + (P_y - y_A)^2} \quad (9)$$

$$\theta_A = \arctan((y_A - P_y)/(x_A - P_x)) \quad (10)$$

En donde (x_A, y_A) representan las coordenadas de la partícula de atracción en el plano (x, y)

2.2 Partícula de repulsión

La partícula de repulsión en el entorno local se define como un obstáculo que se interpone en el trayecto del robot móvil. Por lo tanto, su objetivo es desviar al robot móvil de su trayectoria, si es que el robot está al alcance de esta partícula, como se muestra en la Figura 6.

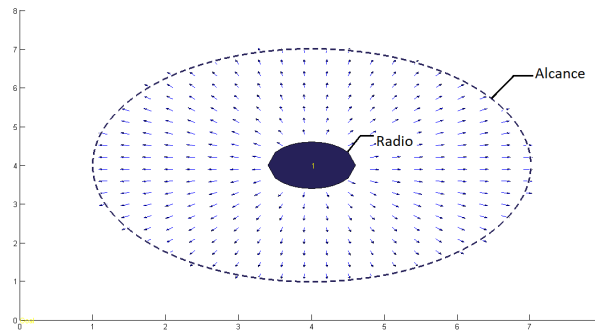


Figura 6. Partícula de repulsión.



A diferencia de la partícula de atracción, la partícula de repulsión solo tendrá efecto sobre la posición del robot móvil si es que este entra de su alcance previamente definido.

Mediante una ecuación gradiente se determina como afecta la partícula de repulsión al robot móvil para así determinar en cada iteración el siguiente punto en el plano $[x, y]$ de tal forma que la posición en la iteración $P_x(i+1)$ y $P_y(i+1)$ se define de la siguiente manera:

$$P_x(i+1) = P_x(i) + \Delta R_x \quad (11)$$

$$P_y(i+1) = P_y(i) + \Delta R_y \quad (12)$$

La ecuación gradiente $(\Delta R_x, \Delta R_y)$ se genera con restricciones de acuerdo a la cercanía que se tiene con la partícula de repulsión:

1. Gradiente estando fuera del Alcance (α_R)

$$\Delta R_x = 0 \quad (13)$$

$$\Delta R_y = 0 \quad (14)$$

2. Gradiente estando entre el Alcance (α_R) y el Radio (γ_R)

$$\Delta R_x = -\beta_R (d_R - \alpha_R) \cos(\theta_R) \quad (15)$$

$$\Delta R_y = -\beta_R (d_R - \alpha_R) \sin(\theta_R) \quad (16)$$

3. Gradiente estando dentro del Radio (γ_A)

$$\Delta R_x = \infty \quad (17)$$

$$\Delta R_y = \infty \quad (18)$$

En donde d_R representa la distancia entre el robot móvil y la partícula de repulsión y θ_R se define como el ángulo entre el robot móvil y la partícula de atracción:

$$d_R = \sqrt{(P_x - x_R)^2 + (P_y - y_R)^2} \quad (19)$$

$$\theta_R = \arctan((y_R - P_y)/(x_R - P_x)) \quad (20)$$

En donde (x_R, y_R) representan las coordenadas de la partícula de repulsión en (x, y) .

2.3 Sumatoria de campos magnéticos virtuales

La orientación correcta para el robot móvil se obtiene mediante la sumatoria del CMV de atracción (destino) y los CMV's de repulsión (obstáculos):

$$\Delta x = \Delta Ax + \sum \Delta Rx \quad (21)$$

$$\Delta y = \Delta Ay + \sum \Delta Ry \quad (22)$$

Se pueden llegar a tener más de una partícula de repulsión, pero no más de una partícula de atracción, ya que puede haber múltiples obstáculos, pero no múltiples objetivos.

Dentro del plano en el que influyen los CMV's, el robot móvil debe de ser capaz de llegar al objetivo (partícula de atracción) sin colisionar con el obstáculo (partícula de repulsión) desde cualquier punto del plano (x, y) tal y como se muestra en la Figura 7.

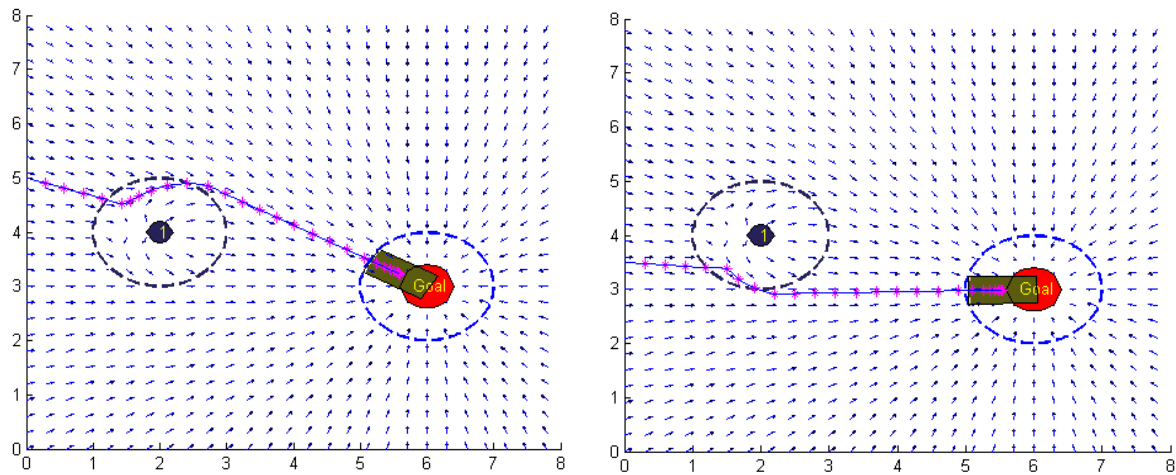


Figura 7. Alcance de Objetivo.

Al igual que puede haber obstáculos que no tengan ningún tipo de efecto sobre la trayectoria del robot móvil tal y como se muestra en la Figura 8.

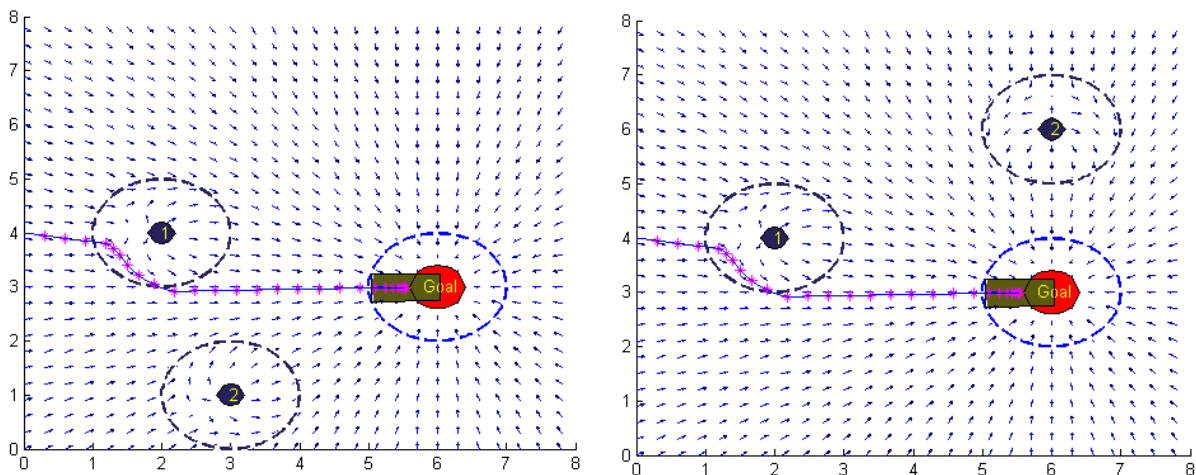


Figura 8. Partícula de repulsión sin efecto.



3. Metodología

La metodología que se utilizó para realizar la simulación del algoritmo CMV se muestra en la Figura 9.

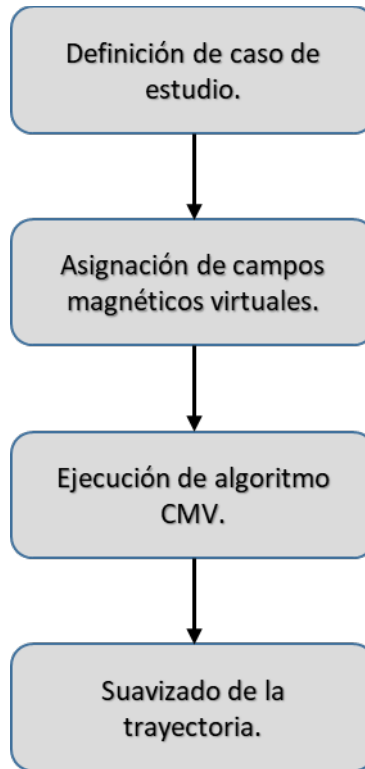


Figura 9. Metodología.

Para poder generar una trayectoria que garantice que no existe colisión es necesario definir casos de estudio para la implementación del algoritmo. Esto se muestra en el mapa conceptual de la Figura 10. Un caso del mapa conceptual se muestra en la Figura 11.

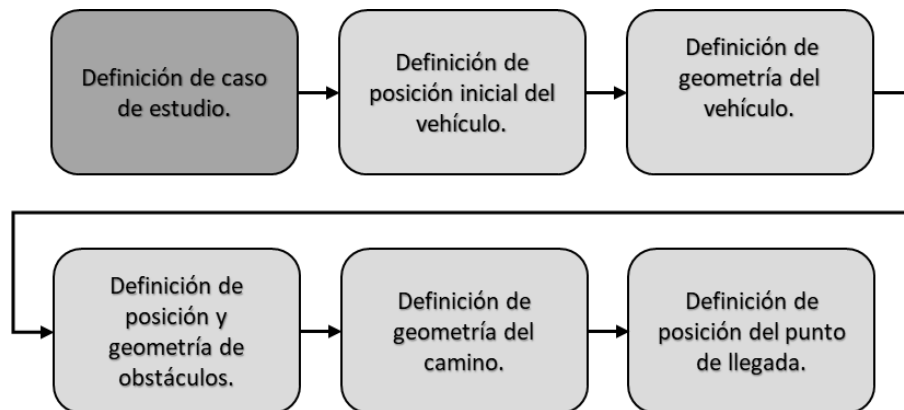


Figura 10. Mapa para la definición de caso de estudio.

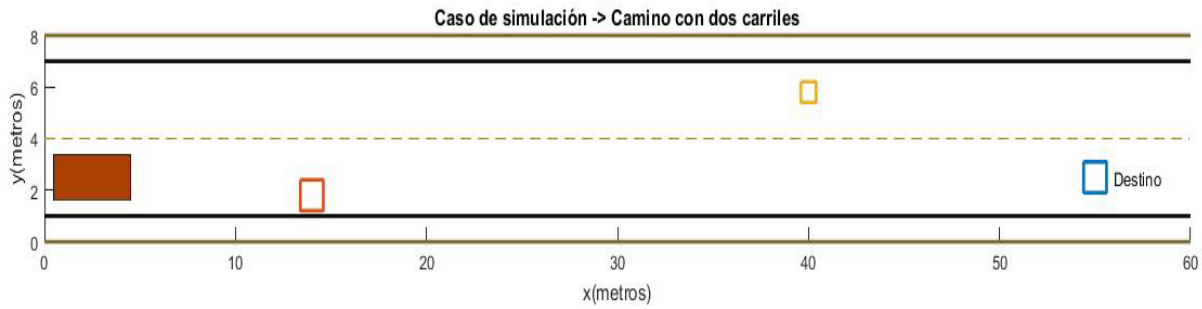


Figura 11. Definición de caso de estudio.

Una vez que se tiene definido el caso de estudio se asignan los campos magnéticos virtuales al destino y a los obstáculos. La Figura 12 muestra un mapa conceptual de la asignación de campos magnéticos virtuales, y la Figura 13 muestra un ejemplo de asignación de campos.

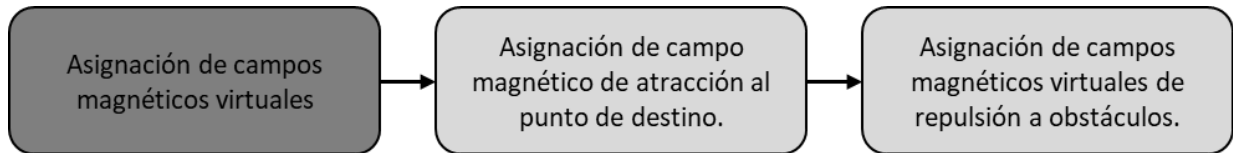


Figura 12. Mapa para la asignación de campos magnéticos virtuales.

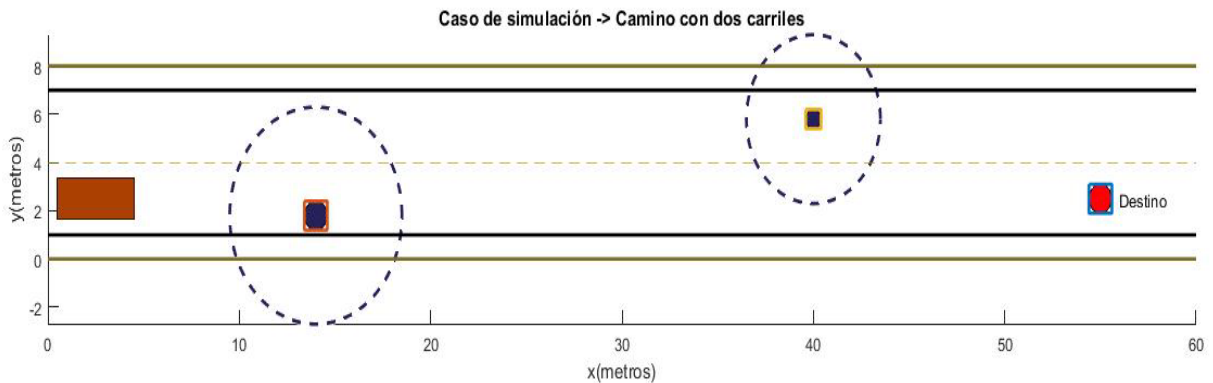


Figura 13. Asignación de campos magnéticos virtuales.

Una vez que se cuenta con la definición del caso de estudio y la asignación de los CMV se procede a la ejecución del algoritmo, de acuerdo al proceso de la Figura 14.

Una vez que el algoritmo termina su ejecución se obtiene una serie de puntos por los cuales tiene que pasar el vehículo, con advertencia en los puntos de una colisión en caso de existir, lo que se observa en la figura 15.

Finalmente se procede a realizar un suavizado de la trayectoria mediante una interpolación cúbica entre los puntos obtenidos por el algoritmo CMV. El resultado de la modificación a la trayectoria se muestra con la línea azul en la Figura 16.

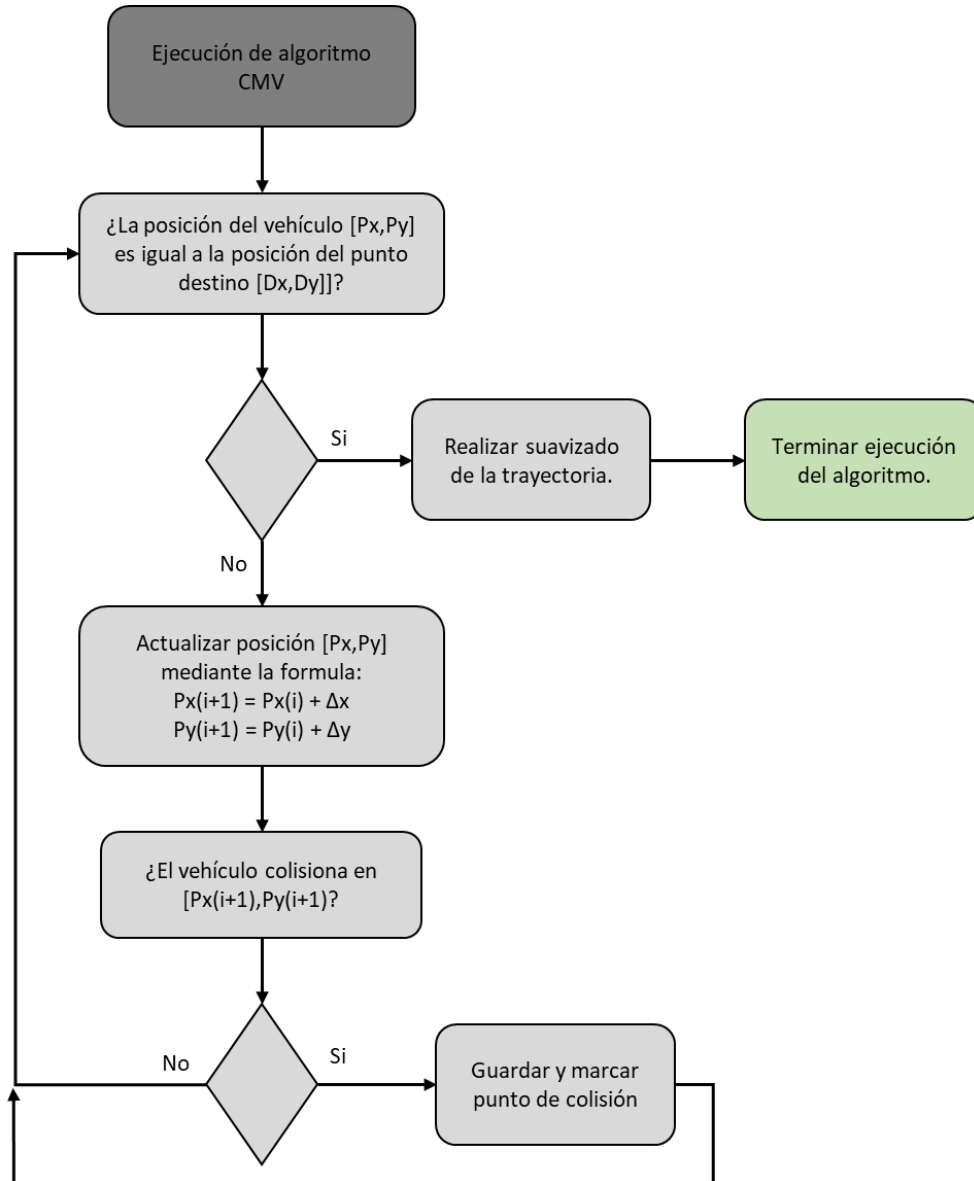


Figura 14. Descripción de algoritmo CMV.

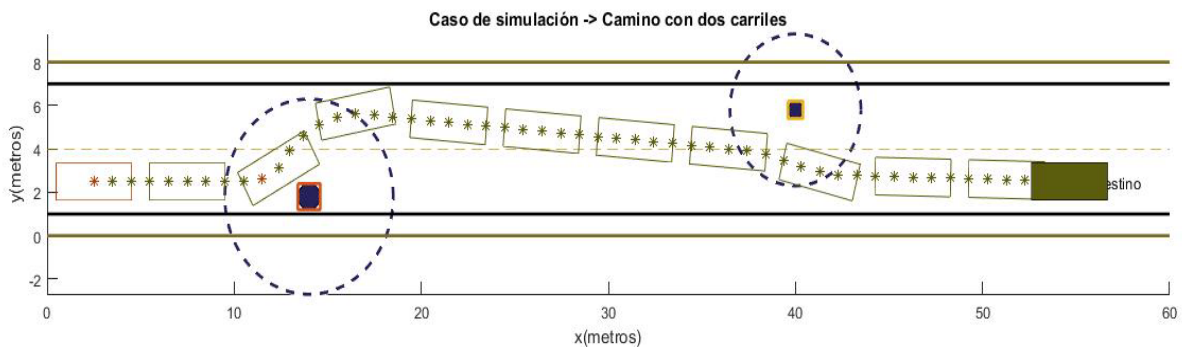


Figura 15. Ejecución de algoritmo CMV.

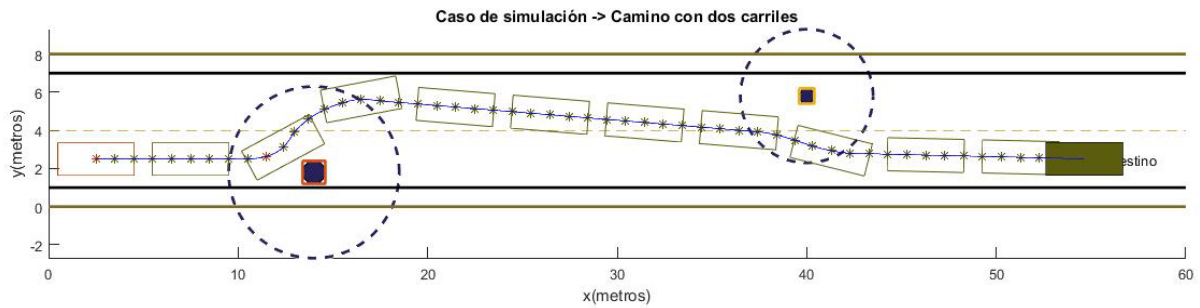


Figura 16. Suavizado de trayectoria.

4. Resultados

Como resultado del presente trabajo, se obtuvo la adaptación del algoritmo CMV para la solución al problema de planeación de trayectorias con restricciones globales y locales con las siguientes características:

1. Detección de colisión con obstáculos y límites del camino.
2. Definición de geometría del vehículo, obstáculos y camino.
3. Suavizado de trayectoria final.
4. Manipulación de constantes para la definición de campos de atracción y repulsión.

Dichas características se ilustran en la Figura 17.

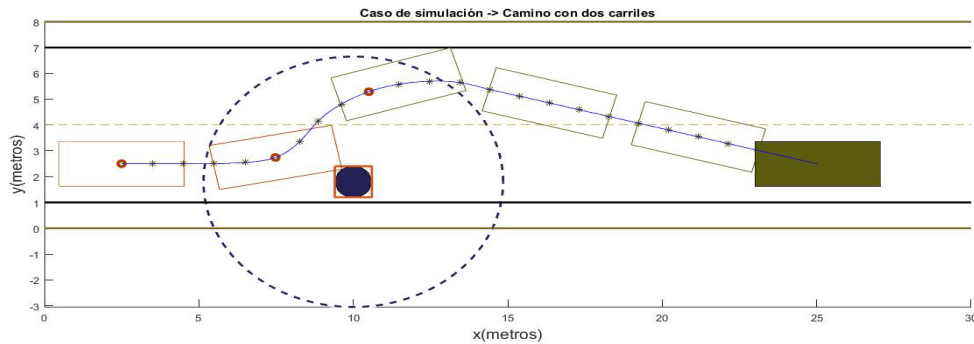


Figura 17. Características finales de algoritmo CMV.

El trabajo desarrollado permite el estudio de casos con obstáculos estáticos y cualquier geometría posible para el camino y los obstáculos. La asignación de las variables de alcance e intensidad se realiza en función de la colisión, ya sea con el obstáculo o con el camino, por lo que se pueden observar dos escenarios posibles. El primero, es un escenario en el cuál no se toman en cuenta restricciones locales, como la geometría de los obstáculos o los límites del camino, lo cual produce múltiples colisiones a lo largo del trayecto, como se muestra en la Figura 18.

Sin embargo, al momento de tomar en cuenta las colisiones que se generan a lo largo del trayecto, y modificar las variables de alcance e intensidad de los obstáculos y el objetivo, se obtiene el resultado de la Figura 19.

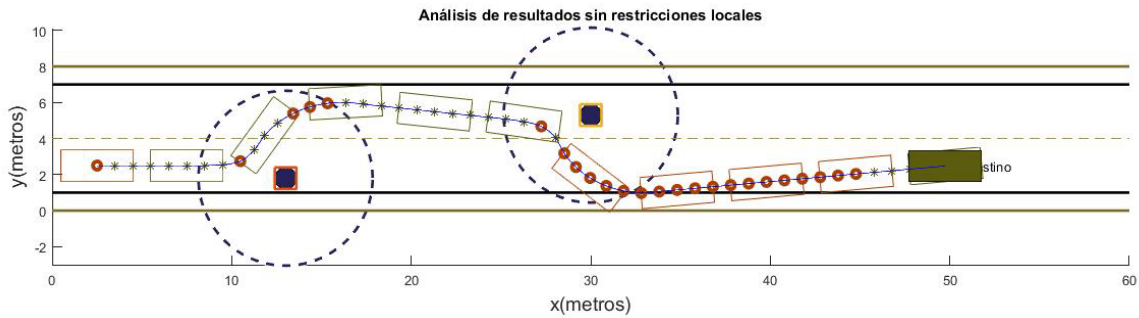


Figura 18. Análisis de resultados sin restricciones locales.

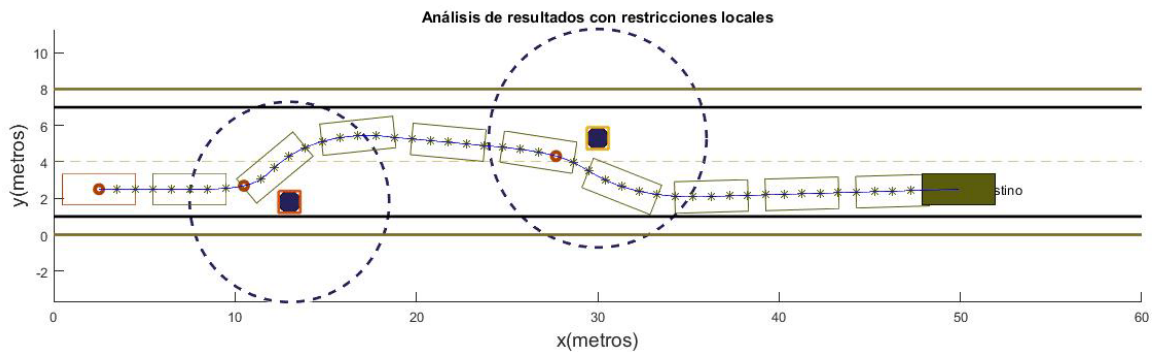


Figura 19. Análisis de resultados con restricciones locales y globales.

Al ajustar las variables de atracción y repulsión del objetivo y los obstáculos, respectivamente, se optimiza el algoritmo al pasar de 23 puntos de colisión a solo 2 puntos de colisión, mismos que se pueden evitar al definir una zona de seguridad entre el vehículo y los obstáculos.

4.1 Limitaciones y casos no favorables.

La ubicación de los obstáculos influye directamente en la dirección que tomará el vehículo autónomo para desviarse, por lo que es necesario modificar en ocasiones la posición del obstáculo ligeramente, para hacer que la desviación del vehículo no sea desfavorable. Es decir, que el camino que toma para la evasión del obstáculo sea el correcto. En la Figura 20 se ilustra el caso en que la posición del obstáculo es favorable para la desviación del vehículo, y la Figura 21 ilustra el caso de la posición desfavorable del obstáculo para el vehículo.

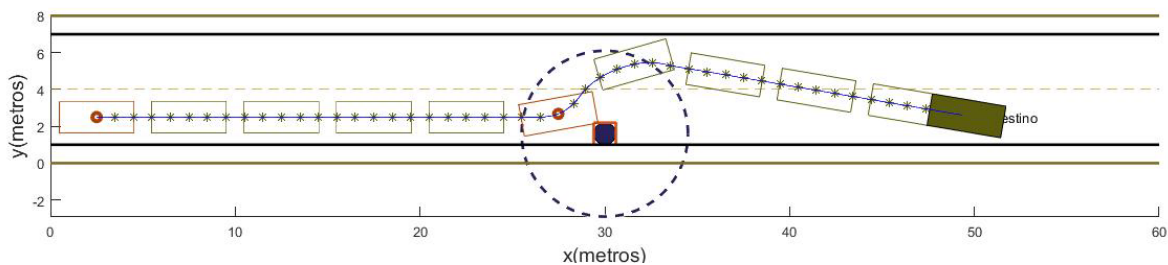


Figura 20. Caso favorable por posición del obstáculo.

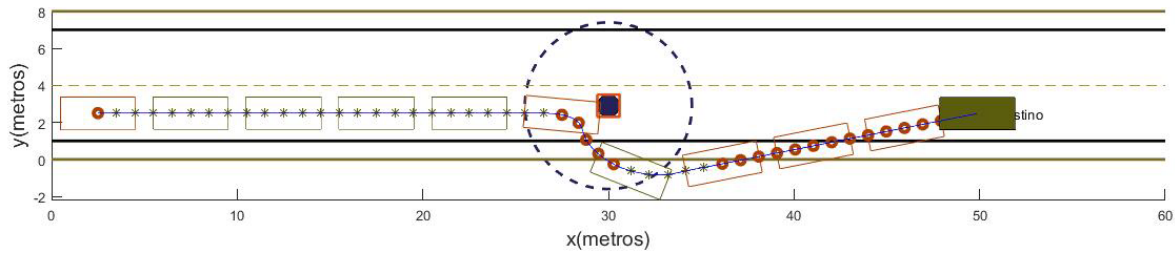


Figura 21. Caso desfavorable por posición del obstáculo.

También existe el caso en el que dos obstáculos crean un mínimo local que evita que la trayectoria se genere a través de dos obstáculos. Esto se muestra en la Figura 22, donde los campos magnéticos de repulsión de los obstáculos impiden que el vehículo pase en medio de ellos.

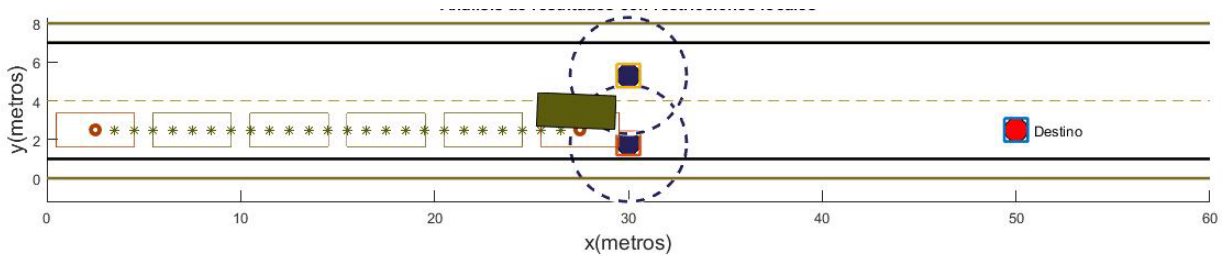


Figura 22. Caída en mínimo local.

Dicho caso se puede resolver al aumentar la intensidad del campo magnético de atracción, provocando que el vehículo pase por en medio de los obstáculos aun cuando al pasar existe colisión. Esto se muestra en la Figura 23.

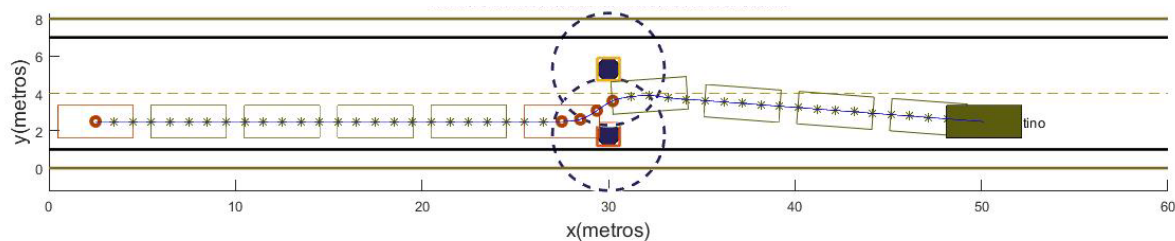


Figura 23. Salida de mínimo local.

5. Conclusiones

El algoritmo CMV se adapta bien al problema de planeación de trayectorias, debido a su rápida respuesta. Sin embargo, se requiere de una técnica para apoyar al algoritmo a definir sus variables de atracción y repulsión, para garantizar que no se ocasionará una colisión entre el robot móvil y su entorno. Actualmente, el algoritmo muestra limitaciones al no tener una variante para salir de casos en donde se producen caídas en mínimos locales al igual que una auto-asignación del alcance de los obstáculos en función de su geometría.



En la sección de resultados, se puede apreciar que cuando se utiliza un algoritmo sin considerar restricciones locales, la trayectoria que se genera crea un gran número de casos de colisión ya que las variables de alcance e intensidad magnética no están considerando las restricciones locales, como se observa en la Figura 18.

La adaptación del algoritmo CMV para la solución al problema de planeación de trayectorias con restricciones locales y globales, permite modificar las variables de atracción y repulsión para obtener la mejor trayectoria posible. Esto se puede apreciar en la Figura 20. Con esto, queda comprobado que el incluir las restricciones locales y globales en el algoritmo CMV existe una combinación de parámetros para las partículas de repulsión (obstáculos) y la partícula de atracción (objetivo) que generen una trayectoria libre de colisión.

Como trabajo futuro, está la posibilidad de adaptar el algoritmo de forma que pueda auto-asignar las variables de alcance e intensidad a las partículas de atracción y repulsión para de esa manera evitar colisiones, así como su implementación en un robot móvil a escala para la realización de pruebas experimentales.

En conclusión, los resultados son positivos, sin embargo, se requieren mejoras como las mencionadas en el análisis de resultados para su posterior implementación en vehículos de prueba.

Referencias

- [1] P. Marin-Plaza, A. Hussein, D. Martin y A. d. I. Escalera, “*Global and Local Path Planning Study in a ROS-Based Research Platform for Autonomous Vehicles*”, Journal of Advanced Transportation, vol. 2018, 2018 (vid. pág. 1).
- [2] S. M. LaValle, “*Rapidly-exploring random trees: A new tool for path planning*”, 1998 (vid. pág. 1).
- [3] O. Khatib, “*Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots*”, en Robotics and Automation. Proceedings. 1985 IEEE International Conference on, IEEE, vol. 2, 1985, págs. 500-505 (vid. pág. 1).
- [4] L. Zhang, Y. J. Kim y D. Manocha, “*A hybrid approach for complete motion planning*”, en Intelligent Robots and Systems, 2007. IROS 2007. IEEE/RSJ International Conference on, IEEE, 2007, págs. 7-14 (vid. pág. 1).
- [5] Guan-Zheng, T. A. N., Huan, H., & Sloman, A. “*Ant colony system algorithm for real-time globally optimal path planning of mobile robots*”, 2007, págs 279-285.
- [6] Xin, D., Hua-hua, C., & Wei-kang, G. “*Neural network and genetic algorithm based global path planning in a static environment*”. Journal of Zhejiang University-Science A, 2005, 6(6), 549-554.
- [7] M. A. Goodrich, “*Potential fields tutorial*”, Class Notes, vol. 157, 2002 (vid. pág. 1)