

Jornadas de Automática

Optimización energética en robots agrícolas con sistemas predictivos y Ventana Dinámica

Teso-Fz-Betoño, D.^{a,*}, Aramendia, I.^a, Ramos-Hernanz, J.^a, Manero, I.^a, Caballero-Martin, D.^b, Lopez-Guede, JM.^b

^a Dpto. Ingeniería Eléctrica, Universidad del País Vasco (UPV/EHU), C/ Nieves Cano, n° 12, 1006, Vitoria-Gasteiz, España.

^b Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad del País Vasco (UPV/EHU), C/ Nieves Cano, n° 12, 1006, Vitoria-Gasteiz, España.

To cite this article: Teso-Fz-Betoño, D., Aramendia, I., Ramos-Hernanz J., Manero, I., Caballero-Martin, D. 2024, Lopez-Guede, JM.. Energy optimization in agricultural robots with predictive systems and Dynamic Window. *Jornadas de Automática*, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10887>

Resumen

En esta investigación, introducimos un nuevo Enfoque de Ventana Dinámica Predictiva (P-DWA), donde el algoritmo no solo anticipa la trayectoria óptima en términos de tiempo, sino que también evalúa el consumo energético del movimiento del robot móvil. El P-DWA predice nueve posibles destinos, evalúa su rendimiento temporal y elige las tres mejores trayectorias. Mediante el modelado de los motores del robot móvil, se logra estimar el consumo energético y el par requerido para un mapa 2D y de las trayectorias predichas se determina el consumo de cada una de ellas en vatios-hora (W/h), para optar por aquellas que menor consumo requieran. Los resultados muestran que, mediante la consideración energética, es posible llegar a reducir el 9% del consumo energético comparación con el enfoque de Ventana Dinámica convencional.

Palabras clave: Control predictivo y basado en optimización, Control predictivo, Robots móviles, Navegación de robots, Guiado y control, Seguimiento de trayectorias y seguimiento de caminos.

Energy optimization in agricultural robots with predictive systems and Dynamic Window

Abstract

In this research, we introduce a new Predictive Dynamic Window Approach (P-DWA), where the algorithm not only anticipates the optimal trajectory in terms of time but also evaluates the energy consumption of the mobile robot's movement. The P-DWA predicts nine potential destinations, evaluates their time performance, and selects the top three trajectories. By modelling the mobile robot's motors, it becomes possible to estimate the energy consumption and torque required for a 2D map, and from the predicted trajectories, the energy consumption of each one is determined in watt-hours (Wh), opting for those with the lowest consumption. The results show that by considering energy consumption, it is possible to achieve a 9% reduction in energy consumption compared to the conventional Dynamic Window Approach.

Keywords: Model predictive and optimization-based control, Predictive control, Mobile Robots, Robot Navigation, Guidance and Control, Trajectory Tracking and Path Following.

1. Introducción

En los últimos tiempos, los robots móviles han surgido como componentes versátiles e indispensables en una variedad de industrias, particularmente en el sector agrícola. Estos robots han demostrado ser esenciales en una amplia gama de aplicaciones, desde procesos de arado y siembra hasta

sistemas de recogida autónoma de cultivos, manejo de ganado y monitoreo de condiciones del suelo y del clima. Su capacidad para realizar tareas repetitivas y físicamente exigentes con precisión y eficiencia ha revolucionado prácticas agrícolas tradicionales, permitiendo a los agricultores mejorar la productividad y reducir los costos operativos (Yépez-Ponce et al., 2023).

En el ámbito agrícola, en constante cambio, están surgiendo robots agronómicos autónomos como agentes transformadores, remodelando enfoques tradicionales para el manejo de cultivos (Botta et al., 2022). La integración de autonomía en los robots agronómicos representa un avance en la agricultura de precisión, ofreciendo una solución prometedora a los desafíos que enfrenta la industria agrícola, como la necesidad de una utilización eficiente de los recursos, la escasez de mano de obra y la demanda de prácticas sostenibles y respetuosas con el medio ambiente.

La efectividad de estos robots depende principalmente de sus capacidades de navegación. La habilidad de moverse de manera autónoma y precisa en entornos agrícolas complejos y a menudo cambiantes es crucial para maximizar su utilidad. A medida que aumenta la demanda de eficiencia y autonomía en las operaciones agrícolas, también crece la necesidad de desarrollar y aplicar técnicas avanzadas de navegación que permitan a los robots móviles desempeñar sus funciones con mayor eficacia (Emmi et al., 2023).

Recientemente se pone en énfasis la evolución de la navegación de robots móviles recientes en este campo. Se destacan las innovaciones tecnológicas que han permitido mejoras significativas en la precisión, la seguridad y la eficiencia de la navegación robótica. Entre estas innovaciones, la integración de técnicas predictivas ha emergido como un factor clave para mejorar la eficiencia energética de los robots móviles. Estas técnicas permiten a los robots anticipar y reaccionar de manera más efectiva a los cambios en el entorno, optimizando sus rutas y reduciendo el consumo de energía (Kunwar and Benhabib, 2008).

La adopción de métodos de control predictivo y algoritmos avanzados de planificación de trayectorias está transformando la forma en que los robots móviles operan en entornos agrícolas. Estas tecnologías no solo mejoran la autonomía y la capacidad de respuesta de los robots, sino que también contribuyen a una mayor sostenibilidad al minimizar el uso de recursos energéticos. Como mencionaron diversos estudios y expertos en el campo, estas mejoras son esenciales para afrontar los desafíos actuales y futuros en la agricultura y otras industrias que dependen de la robótica móvil (Cheng et al., 2023).

La navegación de robots móviles implica la compleja interacción de sensores, algoritmos y procesos de toma de decisiones que permiten a estos robots moverse de manera autónoma (Loganathan and Ahmad, 2023). El principal desafío implica refinar las tácticas de navegación para garantizar un tránsito eficiente, teniendo en cuenta elementos como evitar obstáculos, planificar rutas, Localización y Mapeo Simultáneo (SLAM) y la gestión del uso de recursos (Kumar et al., 2024).

Los avances en la actualidad y las tecnologías emergentes están remodelando el panorama de la navegación de robots móviles (Chen et al., 2019; Cornejo-Lupa et al., 2021; Song et al., 2018). La integración de inteligencia artificial, aprendizaje automático y algoritmos predictivos está llevando los límites de lo que estos robots pueden lograr, permitiéndoles adaptarse a entornos dinámicos con una eficiencia sin igual.

Un perspectiva notable que ha ganado prominencia en este ámbito es el Enfoque de Ventana Dinámica (DWA), como describieron (Fox et al., 1997). El DWA representa una

estrategia para la navegación local que permite a los robots moverse en entornos dinámicos y complejos ajustando dinámicamente sus parámetros de movimiento en tiempo real. Para facilitar esta adaptación en tiempo real, se emplea un algoritmo difuso, una técnica ilustrada por (Yao et al., 2024).

Los desarrollos nuevos en este campo han introducido un cambio de paradigma hacia enfoques de navegación predictiva, siendo un método notable el Enfoque de Ventana Dinámica Predictiva (PDWA) (Missura and Bennewitz, 2019). El PDWA combina la detección en tiempo real con modelado predictivo para anticipar obstáculos futuros y ajustar dinámicamente la trayectoria del robot, contribuyendo tanto a una navegación más suave como a una reducción del consumo energético. Así mismo, combinando Neuro Fuzzy con PDWA lograron mejorar la resolución de la ruta (Teso-Fz-Betoño et al., 2019).

Además, el Control Predictivo de Modelos (MPC) es una técnica de control avanzada que permite a los robots móviles tomar decisiones informadas al prever los cambios futuros en su entorno y ajustar sus acciones para obtener resultados óptimos (Liu et al., 2017; Rosolia et al., 2018; Wang et al., 2016). A diferencia de los métodos de control tradicionales, MPC considera tanto el estado actual del robot como los estados futuros previstos, permitiendo ajustes dinámicos en tiempo real. La idea principal detrás de MPC es formular un problema de optimización, considerando la dinámica del robot, las restricciones y los objetivos, y resolverlo de forma iterativa para generar entradas de control óptimas, como presentaron (Kim and Yang, 2022). Este enfoque predictivo capacita al robot para navegar a través de entornos complejos y dinámicos, adaptando su trayectoria en respuesta a obstáculos imprevistos o cambios en el entorno.

Por lo tanto, este artículo presenta una integración sinérgica de MPC con DWA y gestión de energía, mejorando significativamente las estrategias de navegación actuales. Esta integración tiene como objetivo capacitar a un robot agronómico para la ejecución autónoma de tareas en diversos campos.

2. Materiales y métodos

El DWA sirve como una estrategia de navegación localizada, capacitando a los robots para maniobrar a través de entornos dinámicos e intrincados mediante el ajuste dinámico de sus parámetros de movimiento en tiempo real. Este enfoque es esencial en la robótica móvil, especialmente en aplicaciones donde los robots deben operar en entornos impredecibles y cambiar rápidamente su trayectoria para evitar colisiones y optimizar su ruta. El algoritmo DWA se estructura en cuatro segmentos discernibles que facilitan la planificación del movimiento subsiguiente y garantizan una navegación eficiente (García et al., 1989).

Es por ello que el DWA implica una evaluación del estado actual del robot, que abarca factores como su posición, orientación y velocidad. Una estimación precisa del estado es fundamental para delinear una ventana dinámica relevante. Esta etapa es crítica porque una comprensión exacta del estado actual del robot permite una planificación precisa y evita errores en la navegación.

Posteriormente, se despliega la tecnología LiDAR para inspeccionar los alrededores. Los datos obtenidos a través del LiDAR son esenciales para construir un mapa detallado del entorno, identificar obstáculos y anticipar posibles colisiones. Esta información sensorial es vital para que el robot pueda navegar de manera segura y eficiente.

Tras un análisis meticuloso del entorno, la ventana dinámica se materializa como un espectro de velocidades permitidas adaptadas al estado actual del robot. Este proceso de toma de decisiones tiene en cuenta las limitaciones cinemáticas del robot, incluidas las velocidades lineales y angulares máximas, junto con las limitaciones ambientales extrapoladas de los datos del sensor. La ventana dinámica es, por tanto, una representación de todas las posibles velocidades que el robot puede adoptar sin comprometer su seguridad o eficiencia. Este enfoque permite una rápida adaptación a cambios en el entorno, lo que es esencial en situaciones dinámicas.

El proceso culmina en la evaluación y selección de la velocidad óptima. La ventana dinámica generada se somete a un escrutinio meticuloso basado en criterios predefinidos, tales como la proximidad a los obstáculos, la alineación con la dirección objetivo y la evitación de colisiones. Estos criterios aseguran que el robot no solo se mueva eficientemente hacia su objetivo, sino que también minimice el riesgo de colisiones. Posteriormente, se elige la velocidad óptima dentro de la ventana dinámica para impulsar el próximo movimiento del robot. Esta selección es básica para garantizar que el robot mantenga un balance entre velocidad y seguridad.

Sin embargo, el DWA carece de capacidades predictivas con respecto a eventos futuros. Esta deficiencia puede ser un inconveniente significativo en entornos donde las condiciones cambian rápidamente y se requiere una anticipación de eventos. Para abordar esta limitación, algunos investigadores han adoptado la técnica de Control Predictivo de Modelos (MPC) para la selección de trayectorias. El MPC permite considerar parámetros como el tiempo total para alcanzar el objetivo y puede proporcionar una planificación de trayectorias más eficiente y segura en escenarios complejos.

La ecuación principal que rige el DWA está representada por (1). Esta ecuación es fundamental para el funcionamiento del algoritmo, ya que define cómo se evalúan y seleccionan las trayectorias óptimas. Cada variable incluida en esta ecuación está explicada detalladamente en la Tabla 1, proporcionando una comprensión clara de cómo se integran los diferentes factores en el proceso de toma de decisiones.

Todo esto se traduce en que el DWA es una herramienta poderosa y flexible para la navegación de robots en entornos dinámicos. Su capacidad para ajustar dinámicamente los parámetros de movimiento en tiempo real, basada en una evaluación continua del entorno y del estado del robot, permite una navegación precisa y segura. Aunque carece de capacidades predictivas, su integración con técnicas como el MPC puede superar esta limitación y ofrecer una solución de navegación aún más robusta y eficiente.

$$G(V_r, \dot{\gamma}) = \sigma(\alpha_D \cdot \text{Dirección}(V_r, \dot{\gamma}) + \beta_D \cdot \text{Rango}(V_r, \dot{\gamma}) + \gamma_D \cdot \text{Velocidad}(V_r, \dot{\gamma})) \quad (1)$$

Table 1. Definición de parámetros y variables para el Enfoque de Ventana Dinámica (DWA), según lo descrito en la literatura referenciada (Karaman and Frazzoli, 2011).

Descripción	Variable	Unidades
Velocidad línea del vehículo	V_r	m/s
Velocidad angular del vehículo	$\dot{\gamma}$	rad/s
Alineación del robot con la dirección objetivo	Dirección($V_r, \dot{\gamma}$)	-
Proximidad al obstáculo	Rango($V_r, \dot{\gamma}$)	m
Velocidad transversal	Velocidad($V_r, \dot{\gamma}$)	m/s
Factor al objetivo	α_D	rad ⁻¹
Factor de obstáculos	β_D	m ⁻¹
Factor de velocidad	γ_D	s/m
Función de aptitud	$G(V_r, \dot{\gamma})$	-
Función de normalización	σ	-

La dirección se determina restando θ de 180, donde θ representa el ángulo del punto objetivo con respecto a la dirección de la cabeza del Vehículo Guiado Automatizado (AGV) o robot móvil, como se muestra en la Figura 1. También, α_D , β_D y γ_D son constantes con valores fijos de 0.2, 0.2 y 2.0, respectivamente, según lo descubierto por Fox et al. [9].

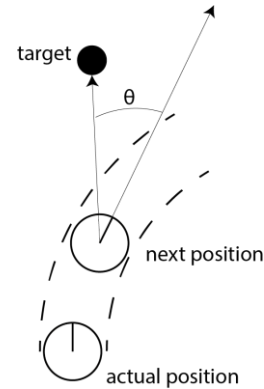


Figura 1: El ángulo θ hacia el objetivo.

La ecuación (1) se emplea de forma iterativa varias veces para generar diversas trayectorias que serán evaluadas. Este proceso iterativo es esencial para garantizar que el robot móvil explore todas las posibles rutas antes de tomar una decisión informada sobre cuál seguir. El paso de optimización tradicional en DWA sufrirá una modificación significativa para incorporar un elemento predictivo, lo que añade una capa adicional de inteligencia al proceso de selección de rutas. La función de optimización, representada por (1), normalmente selecciona el camino más adecuado entre las trayectorias permitidas basándose en criterios predefinidos como distancia, obstáculos y eficiencia.

Sin embargo, en el contexto del Enfoque de Ventana Dinámica Predictiva (P-DWA), se vuelve crucial considerar múltiples caminos potenciales para facilitar el paso de predicción. Este enfoque permite al robot anticipar futuros movimientos y adaptarse mejor a cambios en el entorno. En consecuencia, en este escenario específico, DWA calcula las tres trayectorias más prometedoras, etiquetadas como A, B y C, que sirven como nuevas posiciones potenciales para el AGV o lo que es lo mismo robot móvil.

Tras el cálculo de estas tres posiciones potenciales, el proceso avanza a una fase más sofisticada conocida como el paso de predicción. Durante esta fase, DWA se ejecuta individualmente para cada una de las tres mejores trayectorias (A, B y C) para generar tres caminos adicionales para cada una. Esto resulta en el examen de un total de nueve posiciones distintas para el movimiento potencial del AGV. Estas posiciones teóricas son fundamentales para la optimización, ya que permiten al sistema evaluar una mayor cantidad de rutas antes de tomar una decisión final.

Aunque estas nueve posiciones son teóricas y están dirigidas a la optimización, el AGV finalmente selecciona el mejor camino entre ellas para alcanzar una de estas posiciones óptimas. Sin embargo, es importante tener en cuenta que, en términos prácticos, el robot móvil se mueve físicamente solo a una de las posiciones iniciales A, B o C. Por ejemplo, si la predicción indica que la quinta posición es óptima, éste se moverá a la posición B. Para ilustrar este concepto, se proporciona un ejemplo en la Figura 2, que demuestra cómo el sistema utiliza la predicción para mejorar la toma de decisiones.

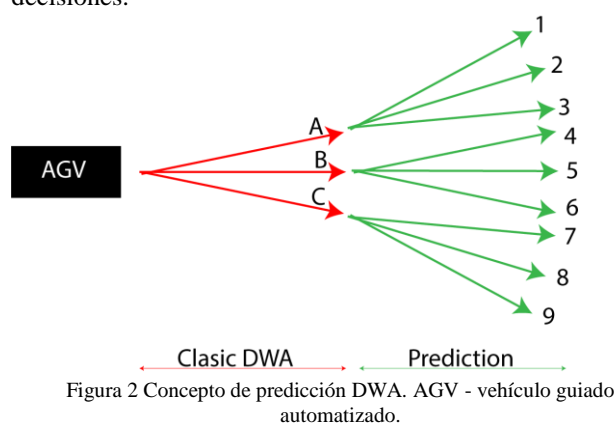


Figura 2 Concepto de predicción DWA. AGV - vehículo guiado automatizado.

En el DWA regular, el AGV simplemente elige la mejor ruta entre las opciones A, B o C. Pero con el P-DWA, el sistema puede vislumbrar un poco el futuro, lo que ayuda a optimizar las decisiones al anticipar posibles cambios en el entorno. Esta capacidad de previsión es crucial para mejorar la adaptabilidad y eficiencia del sistema. Sin embargo, es importante destacar que ir demasiado lejos en el futuro puede no ser la mejor opción, ya que aumenta considerablemente el trabajo informático y las condiciones del entorno pueden cambiar, lo que podría arruinar la optimización.

Para convertir el P-DWA en un algoritmo realmente eficiente, se ha modelado detalladamente el comportamiento de los motores de corriente continua (DC) que dispone el robot. La energía requerida por estos motores se obtiene a través de la velocidad, por lo que para cada ejecución de la ecuación 1 se estima el consumo del motor. Este consumo no solo ayuda al P-DWA a determinar trayectorias con un rendimiento de velocidad óptimo, sino que también facilita el movimiento con un menor consumo de energía, lo cual es crucial para prolongar la autonomía del robot.

El cálculo del consumo de energía se basa en la física y la dinámica del robot. Después de varios ensayos en el banco de pruebas, se ha logrado desarrollar un modelo preciso de consumo del motor de corriente continua que emplea el

algoritmo. En resumen, este proceso se realiza de la siguiente manera:

1. Las velocidades de las ruedas izquierda y derecha se determinan teniendo en cuenta las velocidades lineales y angulares del ROBOT, junto con sus dimensiones.
2. El par necesario para cada motor se calcula considerando la correlación entre la corriente y el par, así como las velocidades angulares del motor.
3. La potencia utilizada por cada motor se determina multiplicando el par con las velocidades angulares del motor.
4. El consumo total de energía se obtiene sumando la potencia consumida por ambos motores.

Este enfoque detallado y meticuloso asegura que el robot no solo se mueva de manera eficiente en términos de tiempo, sino también en términos de consumo energético, lo que es esencial para aplicaciones donde la autonomía y la eficiencia son críticas.

3. Resultados

Para validar y corroborar los resultados obtenidos, se ha diseñado un mapa de simulación que ejecuta el entorno en el que el robot móvil operará. Este mapa, presentado en la Figura 3, está estructurado con una serie de obstáculos que representan los desafíos típicos que el robot enfrentará en su trayectoria. En esta representación, los puntos negros indican la ubicación de estos obstáculos, marcando las zonas donde el robot deberá aplicar maniobras de navegación segura y evitar colisiones.

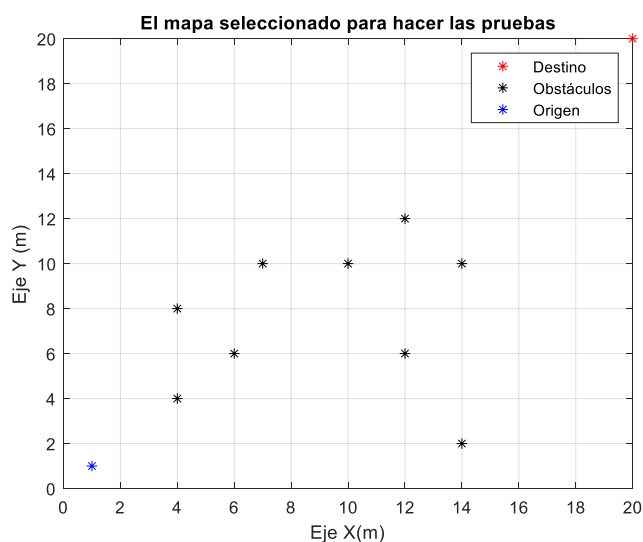


Figura 3 Mapa que se ha seleccionado para hacer los análisis de consumo de energía.

Además, en el mapa se han identificado dos puntos cruciales: el punto de origen y el punto de destino. El punto de origen, donde el robot móvil iniciará su recorrido, está representado con un color azul distintivo, mientras que el punto de destino, que indica el objetivo final del recorrido, se ha marcado con un color rojo llamativo. Estos puntos son fundamentales para que el algoritmo de P-DWA realice sus cálculos y determine la ruta óptima para el robot móvil,

teniendo en cuenta la presencia de obstáculos y la necesidad de llegar al destino de manera eficiente y segura.

Para este recorrido en particular, representado en la Figura 3 y cuyos resultados se reflejan en la Figura 4, el robot móvil ha consumido unos 48,4 Wh al utilizar el control de consumo en el P-DWA. En comparación, el consumo energético asciende a 52,55 Wh cuando se emplea el método tradicional de P-DWA. Esta diferencia en consumo energético se traduce en una reducción aproximada del 9% cuando se usa el control de consumo, lo cual es significativo ya que incrementa la autonomía del vehículo. Este incremento en autonomía es esencial en aplicaciones donde el robot necesita operar durante largos periodos sin recargar, como en misiones de exploración o vigilancia.

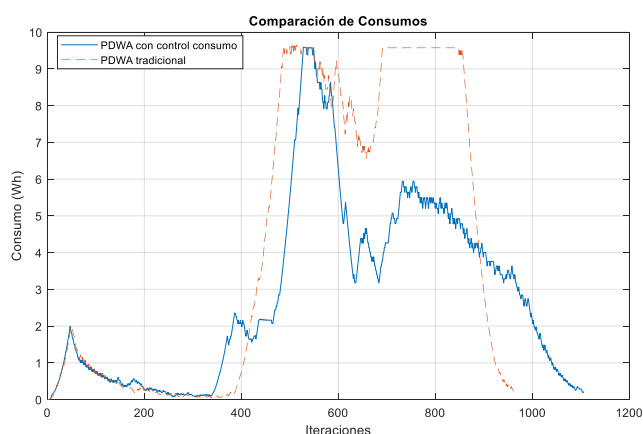


Figura 4 Resultados del recorrido que ha realizado el robot móvil utilizando los algoritmos PDWA con control de consumo y sin el control de consumo

Es importante señalar en este caso particular, el P-DWA sin control de consumo no ha sido el más eficiente en términos energéticos, pero si ha logrado alcanzar el objetivo de destino en un tiempo menor, concretamente unos 5 segundos menos. Aunque esta diferencia en tiempo es mínima entre ambos algoritmos, en ocasiones el tiempo cuenta y es por eso por lo que se puede percibir que la eficiencia y el ser más rápido no siempre van unidos.

La diferencia en tiempo se debe a que la velocidad media obtenida con el algoritmo tradicional de P-DWA es mayor, alcanzando 0,58 m/s, en comparación con los 0,50 m/s del algoritmo propuesto por los autores. Aunque la velocidad del algoritmo tradicional es ligeramente superior, el algoritmo propuesto compensa esta diferencia mediante una gestión más eficiente del consumo energético, permitiendo al robot operar de manera más sostenible y prolongada. Este equilibrio entre eficiencia energética y velocidad operativa es fundamental para optimizar el rendimiento del robot en diferentes escenarios y condiciones operativas.

Todo esto implica que la implementación del control de consumo en el P-DWA reduce significativamente el consumo energético, incrementando su autonomía y eficiencia operacional, lo que resalta las ventajas del nuevo enfoque y su potencial aplicación en una variedad de contextos donde la eficiencia y la autonomía son esenciales.

4. Conclusiones

El Enfoque de Ventana Dinámica Predictiva (P-DWA) emerge como una herramienta fundamental en el campo de la robótica móvil, particularmente por su capacidad para anticipar las incertidumbres inherentes a entornos cambiantes. Esta anticipación es crucial en aplicaciones donde el entorno puede variar de manera impredecible, como en espacios urbanos densamente poblados o en entornos naturales complejos. El P-DWA permite una respuesta más ágil y eficiente a posibles obstáculos, lo que es vital para la navegación segura y efectiva del robot.

Esta metodología innovadora no solo contempla múltiples trayectorias posibles que el robot puede seguir, sino que también evalúa el consumo energético asociado a cada una de estas trayectorias. Al hacerlo, el P-DWA permite reducir significativamente las aceleraciones y deceleraciones innecesarias del robot móvil, optimizando así su desempeño energético. Esta optimización no solo prolonga la autonomía del robot, sino que también minimiza el desgaste mecánico, mejorando la longevidad y la fiabilidad del sistema.

Los resultados del experimento, que se reflejan de manera detallada en las figuras adjuntas, muestran una notable disminución del 9% en el consumo de energía al emplear el P-DWA con control de consumo, en comparación con el método tradicional. Es importante resaltar que esta reducción en el consumo de energía no conlleva una disminución significativa en el tiempo necesario para alcanzar el destino. De hecho, aunque el robot mantiene una velocidad media ligeramente menor con el P-DWA optimizado (0,50 m/s frente a 0,58 m/s del método tradicional), la diferencia en el tiempo total para alcanzar el destino es de apenas unos 5 segundos.

Este pequeño incremento en el tiempo es un compromiso aceptable, considerando los beneficios en términos de eficiencia energética. La capacidad del P-DWA para mantener una velocidad constante y moderada reduce las fluctuaciones en el consumo de energía, lo que resulta en un menor uso de la batería y, por ende, en una mayor autonomía del robot. Esto es especialmente beneficioso en misiones prolongadas donde el acceso a estaciones de recarga puede ser limitado o inexistente.

Todo esto se traduce en que el P-DWA no solo optimiza la eficiencia energética del robot móvil, sino que también mejora su velocidad y su adaptabilidad frente a cambios en el entorno. La capacidad de este enfoque para equilibrar eficientemente la energía consumida y la velocidad operativa lo convierte en una solución robusta y versátil para una amplia gama de aplicaciones robóticas. Este balance entre eficiencia y adaptabilidad es crucial para el desarrollo de sistemas autónomos capaces de operar de manera efectiva en diversos escenarios, mejorando así la viabilidad y la efectividad de las misiones robóticas en el mundo real.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su profunda gratitud al Gobierno Vasco y a la Universidad del País Vasco UPV/EHU por su invaluable apoyo en el desarrollo de esta investigación. Además, extienden su agradecimiento a Aidtec-Solutions S.L. por el esfuerzo y los materiales proporcionados, los cuales fueron fundamentales para la realización de este trabajo. Los autores también recibieron el valioso apoyo de la Fundación Mobility Lab de Vitoria-Gasteiz. Esta organización gubernamental, respaldada por el Consejo Provincial de Álava y el ayuntamiento de Vitoria-Gasteiz, ha proporcionado una subvención crucial para el proyecto titulado "Estudio de perfiles de movilidad (vehículos y personas) basado en telemetría para su modelado mediante técnicas de Inteligencia Computacional". Este proyecto ha permitido a los autores avanzar significativamente en sus estudios y contribuir de manera sustancial a la comprensión de los patrones de movilidad mediante el uso de tecnologías avanzadas.

Referencias

- Botta, A., Cavallone, P., Baglieri, L., Colucci, G., Tagliavini, L., Quaglia, G., 2022. A Review of Robots, Perception, and Tasks in Precision Agriculture. *Applied Mechanics* 3, 830–854. <https://doi.org/10.3390/applmech3030049>
- Chen, C., Pei, L., Xu, C., Zou, D., Qi, Y., Zhu, Y., Li, T., 2019. Trajectory Optimization of LiDAR SLAM Based on Local Pose Graph, in: Sun, J., Yang, C., Yang, Y. (Eds.), *China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2019 Proceedings, Lecture Notes in Electrical Engineering*. Springer Singapore, Singapore, pp. 360–370. https://doi.org/10.1007/978-981-13-7751-8_36
- Cheng, C., Fu, J., Su, H., Ren, L., 2023. Recent Advancements in Agriculture Robots: Benefits and Challenges. *Machines* 11, 48. <https://doi.org/10.3390/machines11010048>
- Cornejo-Lupa, M.A., Ticona-Herrera, R.P., Cardinale, Y., Barrios-Aranibar, D., 2021. A Survey of Ontologies for Simultaneous Localization and Mapping in Mobile Robots. *ACM Comput. Surv.* 53, 1–26. <https://doi.org/10.1145/3408316>
- Emmi, L., Fernández, R., Gonzalez-de-Santos, P., 2023. An Efficient Guiding Manager for Ground Mobile Robots in Agriculture. *Robotics* 13, 6. <https://doi.org/10.3390/robotics13010006>
- Fox, D., Burgard, W., Thrun, S., 1997. The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robot. Automat. Mag.* 4, 23–33. <https://doi.org/10.1109/100.580977>
- García, C.E., Prett, D.M., Morari, M., 1989. Model predictive control: Theory and practice—A survey. *Automatica* 25, 335–348. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(89\)90002-2](https://doi.org/10.1016/0005-1098(89)90002-2)
- Karaman, S., Frazzoli, E., 2011. Sampling-based algorithms for optimal motion planning. *The International Journal of Robotics Research* 30, 846–894. <https://doi.org/10.1177/0278364911406761>
- Kim, J., Yang, G.-H., 2022. Improvement of Dynamic Window Approach Using Reinforcement Learning in Dynamic Environments. *Int. J. Control Autom. Syst.* 20, 2983–2992. <https://doi.org/10.1007/s12555-021-0462-9>
- Kumar, A., Maneesha, Pandey, P.K., 2024. Advances in Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) for Autonomous Mobile Robot Navigation, in: Uddin, M.S., Bansal, J.C. (Eds.), *Proceedings of International Joint Conference on Advances in Computational Intelligence, Algorithms for Intelligent Systems*. Springer Nature Singapore, Singapore, pp. 481–493. https://doi.org/10.1007/978-981-97-0180-3_38
- Kunwar, F., Benhabib, B., 2008. Advanced Predictive Guidance Navigation for Mobile Robots: A Novel Strategy for Rendezvous in Dynamic Settings. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems* 1, 858–890. <https://doi.org/10.21307/ijssis-2017-325>
- Liu, C., Lee, S., Varnhagen, S., Tseng, H.E., 2017. Path planning for autonomous vehicles using model predictive control, in: 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Presented at the 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, Los Angeles, CA, USA, pp. 174–179. <https://doi.org/10.1109/IVS.2017.7995716>
- Loganathan, A., Ahmad, N.S., 2023. A systematic review on recent advances in autonomous mobile robot navigation. *Engineering Science and Technology, an International Journal* 40, 101343. <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2023.101343>
- Missura, M., Bennewitz, M., 2019. Predictive Collision Avoidance for the Dynamic Window Approach, in: 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Presented at the 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), IEEE, Montreal, QC, Canada, pp. 8620–8626. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2019.8794386>
- Rosolia, U., Zhang, X., Borrelli, F., 2018. Data-Driven Predictive Control for Autonomous Systems. *Annu. Rev. Control Robot. Auton. Syst.* 1, 259–286. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-060117-105215>
- Song, K.-T., Chiu, Y.-H., Kang, L.-R., Song, S.-H., Yang, C.-A., Lu, P.-C., Ou, S.-Q., 2018. Navigation Control Design of a Mobile Robot by Integrating Obstacle Avoidance and LiDAR SLAM, in: 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Presented at the 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE, Miyazaki, Japan, pp. 1833–1838. <https://doi.org/10.1109/SMC.2018.00317>
- Teso-Fz-Betoño, D., Zulueta, E., Fernandez-Gamiz, U., Saenz-Aguirre, A., Martinez, R., 2019. Predictive Dynamic Window Approach Development with Artificial Neural Fuzzy Inference Improvement. *Electronics* 8, 935. <https://doi.org/10.3390/electronics8090935>
- Wang, X., Taghia, J., Katupitiya, J., 2016. Robust Model Predictive Control for Path Tracking of a Tracked Vehicle with a Steerable Trailer in the Presence of Slip. *IFAC-PapersOnLine* 49, 469–474. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.10.085>
- Yao, M., Deng, H., Feng, X., Li, P., Li, Y., Liu, H., 2024. Improved dynamic windows approach based on energy consumption management and fuzzy logic control for local path planning of mobile robots. *Computers & Industrial Engineering* 187, 109767. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109767>
- Yépez-Ponce, D.F., Salcedo, J.V., Rosero-Montalvo, P.D., Sanchis, J., 2023. Mobile robotics in smart farming: current trends and applications. *Front. Artif. Intell.* 6, 1213330. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1213330>