

Criterios de desempeño para evaluar algoritmos de navegación de robots móviles: una revisión

Nelson David Munoz-Ceballos^{a,b}, Guiovanny Suarez-Rivera^a

^a Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid, Medellín – Colombia

^b Universidad Nacional de Colombia, Medellín - Colombia

To cite this article: Munoz-Ceballos, N. D., Suarez-Rivera, G. 2022. Performance criteria for evaluating mobile robot navigation algorithms: a review. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 19, 132-143 <https://doi.org/10.4995/riai.2022.16427>

Resumen

En este artículo se presenta una revisión de literatura sobre criterios de desempeño para evaluar la navegación de un robot móvil, los cuales ayudan a comparar cuantitativamente diferentes características, como: el sistema de control, la navegación en diferentes entornos de trabajo, el desempeño energético, etc. El interés en criterios de desempeño y procedimiento de comparación (benchmarks) ha crecido en los últimos años, principalmente por investigadores y fabricantes de robots que buscan satisfacer la creciente demanda de aplicaciones en el mercado global, cada vez más competitivo. El conjunto de criterios está compuesto por métricas, índices, mediciones y benchmarks, desde el más básico como contabilizar el éxito en alcanzar la meta, pasando por otros más elaborados como los de seguridad en la trayectoria generada en la evasión de obstáculos, hasta criterios que comparan aspectos más complejos de la navegación como el consumo energético. Finalmente, se describen algunos benchmarks y software para simulación y comparación de algoritmos de navegación. Estos criterios se constituyen en una importante herramienta para diseñadores e investigadores en robótica móvil.

Palabras clave: Robot Móvil, Sistema de Control, Seguimiento de Trayectoria, Índice de Desempeño, Energía, Algoritmo de Navegación.

Performance criteria for evaluating mobile robot navigation algorithms: a review

Abstract

This paper presents a literature review on performance criteria to evaluate the navigation of a mobile robot, which help to quantitatively compare different characteristics such as the control system, navigation in different work environments, energy performance, etc. The Interest in performance criteria and benchmarks has grown in recent years, mainly by researchers and robot manufacturers seeking to meet the growing demand for applications in the increasingly competitive global market. The set of criteria is made up of metrics, indexes, measurements, and benchmarks, from the most basic such as counting the success in reaching the goal, and others more elaborate such as security on the trajectory generated avoiding obstacles, to criteria that compare complex aspects of navigation such as energy consumption. Finally, some benchmarks and software for simulation and comparison of navigation algorithms are described. These criteria are an important tool for designers and researchers in mobile robotics.

Keywords: Mobile Robot, Control System, Trajectory Tracking, Performance Index, Energy, Navigation Algorithm

1. Introducción

La evaluación del desempeño es fundamental en diferentes procesos de robótica, tales como la navegación de robots móviles, la manipulación, e interacción humano-robot (Norton

et al, 2020). Los criterios de desempeño permiten evaluar el funcionamiento de un sistema o equipo a partir de uno o varios aspectos. Un solo criterio no puede indicar suficientemente el desempeño del sistema completo, para una evaluación

apropiada es importante combinar diferentes criterios que cuantifiquen diferentes aspectos del sistema.

Frecuentemente se estudia el diseño y optimización de algoritmos de control con el fin de mejorar diversos aspectos del desempeño de un robot, tal como el control de seguimiento de trayectoria para llegar de un punto a otro. En este sentido, existe una amplia cantidad de investigaciones en algoritmos de control de robots, y continuamente se proponen nuevos, sin embargo, se presenta el problema de que es difícil comparar los resultados de tales investigaciones publicadas y la calidad de estos estudios. Además, en las publicaciones en robótica, los criterios de evaluación del desempeño son un aspecto comúnmente relegado, por lo cual se dificulta hacer una comparación objetiva del desempeño de los algoritmos, y las pruebas en simulación o experimentales generalmente se limitan a medir la longitud de la trayectoria recorrida o el tiempo empleado por el robot para realizar una tarea. Asimismo, existen pocos métodos estándar para evaluar las capacidades y limitaciones de estos sistemas de una manera que sean comparables (Norton et al, 2019). Algunos estándares son (IEEE, 2015), (ISO, 2016), (ISO, 2019), (ANSI, 2019), (ASTM, 2021a), (ASTM, 2021b). En general, evaluar el desempeño de los algoritmos y el punto de vista energético casi nunca se menciona (Lambert et al, 2019). Las investigaciones comúnmente se desarrollan en ambientes controlados de laboratorio para validar pruebas de concepto y establecer una comparativa útil, pero, los resultados pueden diferir en cierta medida de la operación del robot en el mundo real, caracterizado por la incertidumbre (Martins et al, 2020). Por lo demás, los criterios de evaluación del desempeño generalmente difieren de un trabajo a otro, esta falta de consenso en cómo definir o medir el desempeño de los algoritmos de navegación, impide comparar sus diferentes capacidades, lo cual resta rigor e impide evaluar los progresos en este campo. Se carece de un sistema de evaluación integral (Ren et al, 2020).

Durante los últimos años se han hecho algunos avances en este sentido y se han propuesto diferentes criterios de desempeño en robótica, impulsados principalmente por la industria de robots manipuladores, debido a la necesidad de contar con herramientas para evaluar el diseño de este tipo de robots (Moreno et al, 2012). Los brazos manipuladores industriales han sido el principal mercado de los fabricantes de robots, sin embargo, con la evolución de los sistemas robóticos a nuevas configuraciones (como los robots móviles y sus variantes), la aparición de nuevas tecnologías y las nuevas aplicaciones, se propició el crecimiento del mercado de los robots móviles y la necesidad de evaluar el desempeño de estos sistemas (Niemueller et al 2012), entonces, también han aparecido criterios de desempeño para este tipo de vehículos (Bostelman et al, 2015), (Schreckenghost et al, 2016). Por lo tanto, los criterios de desempeño se emplean en nuevas áreas en robótica, es un tema vigente y abierto de investigación, de ahí que durante los últimos años se han propuesto nuevos criterios que permiten evaluar diversos aspectos de los robots (Yoon and Bostelman et al, 2019), (Ermacor et al, 2020).

Los criterios de desempeño pueden incluir métricas, índices, mediciones, factores de mérito o funciones de costo, pruebas de rendimiento o procedimientos de comparación (benchmarks, en inglés), entre otros (Bostelman et al, 2016),

(Rokonuzzaman et al, 2021). En particular, las métricas para evaluar las funcionalidades de los robots móviles se han basado en la precisión, la funcionalidad y el consumo de recursos (Singh Gill et al, 2019). Aplicar un buen conjunto de criterios de desempeño permite: optimizar parámetros de los algoritmos, probar el desempeño de la navegación para diferentes entornos, optimizar la planificación de movimientos, comparar cuantitativamente diferentes algoritmos de control, apoyar el desarrollo de los algoritmos y ayudar a decidir sobre los ajustes necesarios entre diversos aspectos del funcionamiento del sistema (Ho et al, 2018).

En este artículo se realiza una revisión de literatura con el fin de identificar criterios de desempeño de algoritmos de control de robots móviles especialmente en diferentes aspectos de la navegación, como: seguridad en el recorrido, ruta generada, desempeño energético en el seguimiento de trayectorias, optimización del funcionamiento, entre otros; con el propósito de que diseñadores e investigadores conozcan la utilidad de estos criterios y les permita mejorar el diseño de algoritmos de control. Principalmente se consideran robots móviles con ruedas, no obstante, algunos criterios también se pueden aplicar a otros tipos de robots. Varios de los índices, métricas o criterios de evaluación del desempeño son de naturaleza empírica, basados en la experiencia de investigadores que llevan años trabajando en robótica y áreas afines, otros criterios tienen toda una fundamentación teórica bien conocida en los sistemas del control, como es el caso de los índices basados en la integral del error, etc. Remitimos al lector a la referencia bibliográfica correspondiente para profundizar en algún criterio específico.

El documento está estructurado de la siguiente manera: la sección 2 trata criterios relacionados con las variables espacio recorrido y tiempo de ejecución de una misión. En la sección 3, se abordan criterios relacionados con el error. En la sección 4 se tratan criterios de seguridad o riesgos de colisiones durante las misiones de navegación. La sección 5, se enfoca en criterios relacionados con el consumo energético. La sección 6, trata aspectos relacionados con benchmarks para la evaluación comparativa de algoritmos de navegación en entornos reales y simulados. En la sección 7 se presentan las conclusiones.

2. Criterios relacionados con las dimensiones espacio - tiempo

Los criterios del desempeño que se presentan a continuación permiten una evaluación y comparación cuantitativa de los resultados de experimentos reales o en simulación. En (Munoz et al, 2014) se describen varios criterios de desempeño típicos en navegación y evasión de obstáculos, tales como: Éxito de la misión, robustez en espacios estrechos, longitud del camino, tiempo tomado en completar la misión, periodos de control, distancia media al objetivo, distancia de obstáculos, suavidad de la trayectoria, entre otros.

Los criterios relacionados con las dimensiones espacio-tiempo son los más simples y suelen ser los más usados. Se considera la trayectoria hacia la meta en sus dimensiones espacial y temporal. Generalmente se asume que una trayectoria óptima desde el punto de vista de alcanzar la meta,

es en lo posible, una línea con mínima longitud y curvatura cero entre el punto de inicio (x_i, y_i) y el punto de llegada (x_n, y_n) , recorrida en el menor tiempo.

2.1. Éxito en la misión o Éxito en alcanzar la meta

Este criterio generalmente se da en términos de porcentaje (%), consiste en contabilizar el porcentaje de éxitos en completar una misión de navegación respecto al total de intentos. Algunos investigadores también establecen un tiempo límite, pero suficiente para completar con éxito la misión de navegación dada, esto con el fin de descartar las pruebas en las que el robot se quede atascado navegando en un bucle interminable (McGuire et al, 2019).

Un desafío adicional para los algoritmos de control es su desempeño en la navegación a través de pasajes o corredores estrechos, por lo tanto, un criterio adicional a considerar puede ser la robustez en espacios estrechos: número de pasajes estrechos atravesados con éxito.

2.2. Tiempo en alcanzar la meta o misión.

Este es un criterio básico utilizado en la mayoría de artículos donde comparan algoritmos. Como su nombre lo indica consiste en contabilizar el tiempo que emplea el robot en alcanzar la meta. En simulaciones de sistemas determinísticos siempre se obtiene el mismo resultado ante las mismas condiciones de simulación, por lo tanto, se puede agregar ruido al sistema, por ejemplo, en la lectura de los sensores o en las señales de control a los actuadores, de manera que la simulación se acerque más a la realidad, donde el desgaste de las baterías, la fricción entre las ruedas y el suelo, las condiciones ambientales, etc., hace que el resultado entre el primer ensayo y el último, varíe. En la simulación se puede utilizar generadores de números aleatorios para el modelado del error o ruido.

Otro criterio relacionado es el número de ciclos de procesamiento, equivale al número aproximado de operaciones realizadas para completar una misión (Tai et al, 2020). Se debe tener en cuenta que diferentes tipos de robots pueden tener diferente tipo de procesador, es decir, diferente capacidad de cómputo, lo que influye el tiempo total del robot en completar la misión y la comparación de los algoritmos con este criterio.

2.3. Periodos de Control (LeM)

Cantidad de periodos de control. Esta medida es relativa al número de decisiones tomadas por el planificador para alcanzar el objetivo, si el robot se mueve a velocidad lineal (v) constante, da una idea del tiempo empleado en completar la misión.

2.4. Longitud de la ruta recorrida (P_L)

Es la distancia total recorrida por el vehículo desde el punto de inicio hasta la meta. Es posible normalizar la medida dividiendo por la longitud de la ruta óptima (McGuire et al, 2019). En robots móviles con ruedas y codificadores de posición o encoders, sobre un terreno sin suficiente fricción, se puede presentar mediciones erróneas por efecto del deslizamiento de las ruedas. La longitud de la ruta recorrida, en conjunto con otros criterios como: el tiempo en alcanzar la meta, la redundancia de puntos recorridos y el porcentaje de

cobertura del área total, pueden ser usados para el análisis de planificación de rutas de cobertura de vehículos aéreos no tripulados –UAVs (Pérez-González et al, 2021).

Para una trayectoria en el plano x-y y compuesta por n puntos, asumiendo el punto de inicio como $(x_1, f(x_1))$ y la meta como el punto $(x_n, f(x_n))$, P_L se calcula así:

$$P_L = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (f(x_{i+1}) - f(x_i))^2} \quad (1)$$

Donde $(x_i, f(x_i))$, $i = 1, 2, \dots, n$ son los n puntos de la trayectoria en coordenadas cartesianas. La longitud de una ruta dada por la curva $y = f(x)$ en el plano x-y entre los puntos $(a, f(a))$ y $(b, f(b))$, también puede ser calculada de la siguiente manera:

$$P_{L_{aprox}} \cong \int_a^b \sqrt{1 + (f'(x_i))^2} dx \quad (2)$$

2.5. Velocidad promedio

La velocidad promedio del robot durante la misión de navegación puede ser calculada dividiendo la longitud de la trayectoria recorrida por el tiempo en alcanzar la meta (Algabri et al, 2015).

2.6. Trayectoria de referencia

Como su nombre lo indica, la trayectoria de referencia es un criterio empleado principalmente cuando se hace comparación de algoritmos de control de seguimiento de trayectorias. Tal como se observa en la Figura 1, permite interpretar el desempeño del robot mediante las trayectorias realizadas con los diferentes algoritmos de control y el efecto del error de posición acumulado durante la ejecución de la trayectoria. Las trayectorias son parametrizadas en el tiempo y con un periodo de muestreo determinado (Rivera et al, 2020). La selección del periodo de muestreo influye en la generación del error en el seguimiento de la trayectoria.

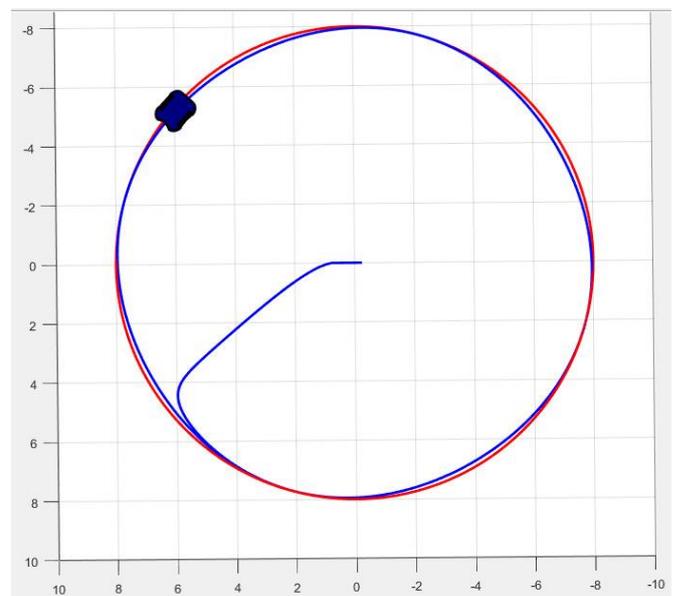


Figura 1. La trayectoria de referencia es un círculo de color rojo, la línea azul es resultado del algoritmo de control de seguimiento de trayectoria del robot.

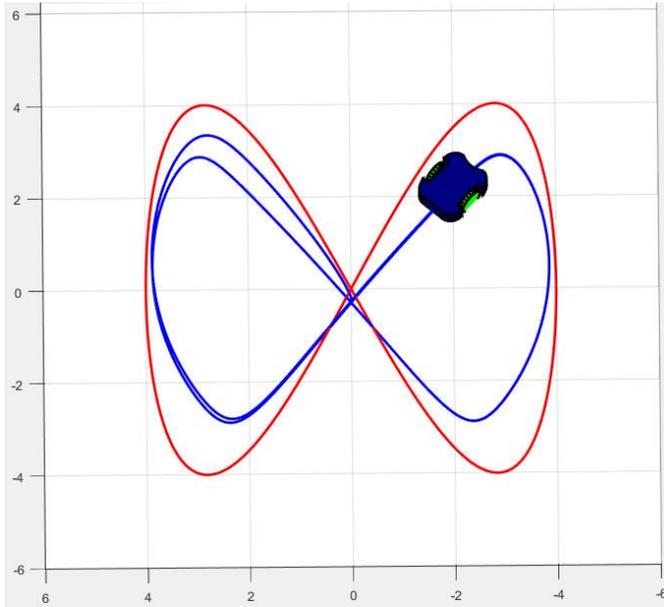


Figura 2. La trayectoria de referencia roja, posee etapas rectas, pero también curvas abiertas y cerradas que sirven para evaluar la capacidad de los controladores.

Tal como se observa en la Figura 2, este método se aplica para analizar la respuesta de los controladores con diferentes tipos de trayectorias, por ejemplo, trayectorias rectas, con curvas suaves o pronunciadas (Bianchi et al, 2021), lo cual representa diferentes desafíos para los controladores.

2.7. Distancia media al objetivo (Mgd)

Este criterio se puede aplicar en robots con capacidad de seguimiento de trayectorias de referencia. Un aspecto importante para determinar la calidad del sistema de navegación de un robot, es la habilidad de seguir una trayectoria que busca alcanzar una meta; entonces para evaluar la calidad en la ejecución de una trayectoria se analiza la distancia promedio entre el vehículo y la meta. La diferencia es más significativa mientras más corta sea la distancia recorrida. La distancia media al objetivo de una trayectoria es definida por el cuadrado de la distancia l_n de proximidad al objetivo, integrada a lo largo de la trayectoria y normalizada por el número total de puntos n :

$$l_n = \min \left(\forall n \left(\sqrt{(x_i - x_n)^2 + (f(x_i) - f(x_n))^2} \right) \right) \quad (3)$$

$$Mgd = \frac{\int_0^l l_n^2 ds}{n} \quad (4)$$

En algoritmos de planificación de trayectorias globales como los basados en grafos de visibilidad, diagramas de Voronoi, entre otros, se genera una secuencia de nodos que corresponden a un vector, por tanto, (Maldonado-Romo et al, 2021) sugieren emplear métricas para comparar vectores, entre un vector esperado x con un vector generado y , tales como la distancia euclidiana (5), la distancia de Manhattan (6) y la distancia similitud de coseno (7). También, proponen utilizar

un coeficiente de trayectoria libre C_{fc} (8), el cual mide si aparecen obstáculos en la trayectoria, donde N es el número de muestras, $c=1$ si hay colisión, sino, $c=0$.

$$dist_euclidiana = \left(\sqrt{\sum_{i=0}^k (\bar{x}_i - \bar{y}_i)^2} \right) \quad (5)$$

$$dist_manhatta = \sum_{i=0}^k (|\bar{x}_i - \bar{y}_i|) \quad (6)$$

$$dist_similitud_cos = \frac{\bar{x}_i \cdot \bar{y}_i}{\|\bar{x}\| \|\bar{y}\|} \quad (7)$$

$$C_{fc} = 1 - \frac{\sum_{i=0}^N c}{N} \quad (8)$$

3. Criterios basados en el error

En términos generales, el error en un sistema de control se define como la diferencia entre la variable del proceso o variable controlada respecto al set-point o valor de referencia. En un sistema de control el error debe tender a cero. Una forma de evaluar el desempeño de un sistema es cuantificar el error acumulativo. En un robot móvil, el error acumulativo indica numéricamente que tan "bueno" es, por ejemplo, el desempeño de un controlador para el sistema de tracción o dirección. En controladores de tiempo discreto, se requiere conocer el error $e(nT)$ en cada instante de muestreo $T = 1/fs$; siendo T el periodo de muestreo y fs la frecuencia de muestreo, esta última tiene influencia directa en la exactitud de las mediciones. Los criterios de desempeño basados en el error o en la integral del error tienen toda una fundamentación teórica bien conocida en los sistemas del control (Domański, 2020). Estos criterios incluyen, pero no se limitan, al error final, error cuadrático medio MSE (9), integral del cuadrado del error ISE (10), integral del cuadrado del error ponderado con el tiempo ITSE (11), integral del valor absoluto del error IAE (12), integral del valor absoluto del error ponderado en el tiempo ITAE (13), integral del valor absoluto de la señal de control IASC (14), error lateral máximo (15), error de orientación máximo (16), error lateral promedio (17), error de orientación promedio (18).

3.1. Error final

El error final indica el error respecto al punto final de una trayectoria de referencia. Para ello se calcula la distancia de la posición final del vehículo respecto al final de la trayectoria de referencia. De esta manera, en vehículos submarinos robotizados, se puede detectar si el vehículo ha perdido la trayectoria a mitad del seguimiento o ha llegado a una posición final errónea (Pérez et al, 2018).

Para el diseño general de controladores, hay criterios de rendimiento de uso común, tales como los índices que hacen uso de la integral del error (Suarin et al, 2019). Estos criterios de desempeño están basados en el error acumulativo y se pueden aplicar al seguimiento de trayectorias de referencia indicando el error durante todo el recorrido entre la trayectoria

de referencia y la trayectoria real realizada por el robot. Estos índices también son usados para control de posición, distancia, orientación, formación de múltiples robots, etc (Caruntu et al, 2019), (Farias et al, 2020). Entre menor sea el error, mejor será la trayectoria recorrida, en consecuencia, mejor será el algoritmo de control.

3.2. Error cuadrático medio MSE

Este indicador ha sido utilizado en (Graba et al, 2020) debido a su amplia aceptación como una buena métrica de desempeño cuando se comparan series de tiempo.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e^2(k) \quad (9)$$

3.3. Integral del cuadrado del error ISE

El ISE es una medida de desempeño típica de algoritmos de control aplicada al seguimiento de trayectorias. Penaliza la acción de seguimiento con error acumulativo. ISE es la suma de distancias a la trayectoria ideal a lo largo del tiempo. Esta medida es inversamente proporcional a la calidad del seguimiento, ya que tiene en cuenta tanto el tiempo empleado como la precisión. El índice Aumenta rápidamente cuando la distancia del vehículo respecto a la trayectoria idónea incrementa, pero también penaliza el seguimiento demasiado lento de la trayectoria (Pérez et al, 2018).

$$ISE = \int_0^t e^2(t) dt \quad (10)$$

3.4. Integral del cuadrado del error ponderado en el tiempo ITSE

Esta función de error incluye el tiempo en su estructura, lo que aumenta el efecto sobre errores de larga duración, es decir, penaliza el tiempo de convergencia a un estado estacionario. Se puede utilizar para optimizar controladores de seguimiento de trayectorias (Abdulwahhab and Abbas, 2018).

$$ITSE = \int_0^t te^2(t) dt \quad (11)$$

3.5. Integral del valor absoluto del error IAE

IAE no distingue entre contribuciones positivas o negativas al error. El desempeño de un controlador tomando como referencia los valores de IAE no dependen del tiempo de convergencia (Fernandes et al, 2017).

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt \quad (12)$$

3.6. Integral del valor absoluto del error ponderado en el tiempo ITAE

El índice ITAE permite evaluar qué controlador es más rápido, representando el tiempo de convergencia (Fernandes et

al, 2017). La multiplicación del error por el tiempo refuerza los errores que persisten durante mucho tiempo, entonces, un valor pequeño de este índice implica que el error no persiste mucho tiempo. Pondera fuertemente los errores más grandes que ocurren tarde en el tiempo, mientras que se pone menos énfasis en los errores de control iniciales. Un valor grande de este índice refleja desviaciones más grandes.

$$ITAE = \int_0^t |e(t)| dt \quad (13)$$

3.7. Integral del valor absoluto de la señal de control IASC

IASC se utiliza con el objetivo de estimar el consumo de energía de cada controlador durante la realización de una tarea (Fernandes et al, 2017).

$$IASC = \int_0^t |u(t)| dt \quad (14)$$

El esfuerzo de control acumulativo, se usa como un criterio de desempeño en (Rivera et al, 2020).

Algunos criterios se utilizan para evaluar el desempeño de controladores de seguimiento de trayectorias tanto de robots móviles como de vehículos autónomos (Rokonuzzaman et al, 2021), tales como:

Error lateral máximo:

$$\varepsilon_{d,max} = \max_{t \in [0, T]} |\varepsilon_d(t)| \quad (15)$$

Error de orientación máximo:

$$\varepsilon_{\theta,max} = \max_{t \in [0, T]} |\varepsilon_{\theta}(t)| \quad (16)$$

Error lateral promedio:

$$\varepsilon_{d,rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T \varepsilon_d(t)^2 dt} \quad (17)$$

Error de orientación promedio:

$$\varepsilon_{\theta,rms} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T \varepsilon_{\theta}(t)^2 dt} \quad (18)$$

Criterios similares son utilizados por (Urrea and Muñoz, 2013), los cuales permiten cuantificar la capacidad de cada controlador para cumplir con los requisitos de las referencias impuestas.

4. Criterios de seguridad

Investigaciones relacionadas a este tema están descritas en (Marvel and Bostelman, 2014). Estos criterios de desempeño expresan la relación de seguridad con la que transita un robot por una trayectoria determinada, teniendo en cuenta la distancia entre el vehículo y los obstáculos que encuentra en el camino o el número de colisiones (Munoz et al, 2014).

4.1. Medida de seguridad-1 (SM1)

Distancia media a los obstáculos durante toda la misión de navegación y para todos los sensores; Tendrá un valor máximo en un entorno sin obstáculos. En cuanto que el índice se desvíe menos del valor máximo, significara que la ruta transcurrió por zonas más libres de obstáculos.

4.2. Medida de seguridad-2 (SM2)

Distancia media mínima a los obstáculos. Se promedia, para los n sensores, el valor mínimo leído en cada uno. Da una idea del riesgo que se corrió durante la misión, en cuanto a la proximidad a un obstáculo. En entornos sin obstáculos se cumplirá $SM1 = SM2$.

4.3. Distancia mínima (Min)

Distancia mínima de cualquier sensor a cualquier obstáculo durante toda la trayectoria, mide el máximo riesgo que se corrió durante la misión de navegación.

4.4. Colisiones

Es el número de colisiones por misión, por distancia y por tiempo, tal como el coeficiente de trayectoria libre C_{fc} (8), etc.

Algunos investigadores también utilizan métricas que cuantifican el riesgo, buscando garantizar la seguridad de los robots que operan en condiciones de incertidumbre (Majumdar and Pavone, 2020), (Mayoral et al, 2021).

5. Criterios relacionados con el consumo energético

El éxito de las aplicaciones con robots móviles depende, en parte, de poder navegar teniendo gran autonomía energética, entendiéndose como el tiempo que puede durar el robot con la suficiente energía para mantenerse operativo con rendimiento óptimo. Es por esta razón que uno de los aspectos que ha ganado interés en los últimos años, es el tema del consumo energético (Stefek et al, 2020), (Mohammadpour et al, 2021). Un robot que no cumple con los requisitos funcionales, la independencia de la fuente de alimentación y su capacidad de recarga, entonces, limita su rendimiento, tiempo operativo y autonomía (Heikkinen et al, 2018).

Los robots móviles dependen de una batería como fuente de energía durante la mayor parte del tiempo. Las baterías tienen una capacidad energética muy limitada. Por lo tanto, el robot tiene un tiempo operativo generalmente corto, que puede no ser suficiente para misiones o tareas que requieren más tiempo y energía para completarse. Entonces, a pesar de la inteligencia y las capacidades del robot, su uso en tales tareas no es factible. Aunque el tiempo de funcionamiento se puede prolongar aumentando el número de baterías o desviando el robot a la estación de carga, esto se obtiene a expensas del mayor costo o tamaño, lo cual, pueden causar problemas de control. Otra forma de aumentar el tiempo de funcionamiento es reduciendo el consumo de energía en el propio sistema del robot, aumentando así su eficiencia energética (Armah et al, 2016). Por tanto, utilizar menos energía se considera un aspecto muy

importante para evaluar la calidad de los algoritmos de control del robot. Cuanta menos energía use el robot, mejor será el algoritmo de control (Stefek et al, 2020).

Uno de los criterios tenidos en cuenta para estimar el consumo energético es la suavidad de la trayectoria generada por el robot durante el recorrido en una misión de navegación (Munoz et al, 2014).

La suavidad de una trayectoria refleja la consistencia entre la relación decisión-acción tomada por el sistema de navegación, también, la habilidad de anticiparse y responder a eventos de un modo oportuno. La suavidad con que se genera una trayectoria, es una medida de los requerimientos de energía y tiempo para el movimiento, una trayectoria suave permite el ahorro de energía y tiempo; adicionalmente, es más conveniente para la estructura mecánica del vehículo.

La curvatura k de una trayectoria es empleada para evaluar la suavidad del movimiento del robot. Para curvas en el plano x - y , la curvatura k (19) en cualquier punto $(x_i, f(x_i))$ a lo largo de una trayectoria, está dada por:

$$k(x_i) = \frac{f''(x_i)}{(1 + (f'(x_i))^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (19)$$

5.1. Suavidad de curvatura (Smoothness)

En la ecuación (20) está definida la suavidad de la curvatura como el cuadrado del cambio en la curvatura k de la trayectoria de un vehículo con respecto al tiempo, integrando a lo largo de la trayectoria y normalizada por el tiempo total t .

$$Smoothness = \frac{\int_0^l \left(\frac{dk}{dt} \right)^2 ds}{t} \quad (20)$$

5.2. Energía de curvatura (Bending energy B_E)

La energía de curvatura puede ser entendida como la energía necesaria para doblar una vara a la forma deseada. B_E se puede calcular como la suma de los cuadrados de la curvatura en cada punto de la línea $k(x_i, y_i)$, sobre la longitud de la línea L (21). Entonces, la energía de curvatura de la trayectoria de un robot está dada por:

$$B_E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k^2(x_i, f(x_i)) \quad (21)$$

Donde $k(x_i, y_i)$ es la curvatura en cada punto de la trayectoria del robot y n es el número de puntos de la trayectoria.

5.3. Energía de curvatura total (Total bending energy TB_E)

La medida de B_E es un promedio y no muestra con claridad suficiente el hecho que algunas trayectorias son más largas que otras, por lo tanto, se puede utilizar el TB_E (22) y (23), este

índice tiene en cuenta la suavidad y la longitud de la trayectoria simultáneamente.

$$TB_E \text{ se define como } TB_E = \int_a^b k^2(x) dx \quad (22)$$

$$\text{y numéricamente, } TB_E = \sum_{i=1}^n k^2(x_i, f(x_i)) \quad (23)$$

Mientras la trayectoria sea más recta, tendrá menor B_E y TB_E , lo cual es deseable, la demanda de energía se incrementa de acuerdo al incremento de la curvatura en la trayectoria generada.

En la Tabla 1 se relacionan varios de los criterios de desempeño descritos en las secciones anteriores para evaluar algoritmos de navegación de robots móviles y algunos artículos donde se utilizan.

Tabla 1. Criterios de desempeño.

Criterio: índice, métrica, medición, procedimiento	Referencia
% éxito en alcanzar la meta	(Gridnev et al, 2017); (McGuire et al, 2019); (Norton et al, 2019)
Tiempo en alcanzar la meta	(Munoz et al, 2014); (Gridnev et al, 2017); (Pérez et al, 2018); (Serralheiro, 2019) (McGuire et al, 2019); (Norton et al, 2019); (Farias et al, 2020); (Pérez-González et al, 2021)
Distancia recorrida	(Munoz et al, 2014); (Gridnev et al, 2017); (McGuire et al, 2019); (Stefek et al, 2020); (Hrubý et al, 2021); (Pérez-González et al, 2021)
Trayectoria de referencia	(Stefek et al, 2020); (Rivera et al, 2020)
Error lateral	(Rokonuzzaman et al, 2021)
Error de orientación	(Rokonuzzaman et al, 2021)
Error medio cuadrático - mean square error (MSE)	(Graba et al, 2020)
Integral del valor absoluto del error - integral absolute error (IAE)	(Fernandes et al, 2017); (Caruntu et al, 2019); (Suarin et al, 2019); (Rivera et al, 2020); (Farias et al, 2020)
Integral del valor absoluto del error ponderado en el tiempo - Integral time-weighted absolute error (ITAE)	(Fernandes et al, 2017); (Suarin et al, 2019); (Farias et al, 2020)
Integral del valor absoluto de la señal de control - Integral absolute signal control (IASC)	(Fernandes et al, 2017)
Integral del cuadrado del error - integral square error (ISE)	(Perez et al, 2018); (Suarin et al, 2019); (Farias et al, 2020)
integral del cuadrado del error por el tiempo - Integral time square error (ITSE)	(Farias et al, 2020)
Esfuerzo de control	(Rivera et al, 2020)
Seguridad	(Marvel and Bostelman, 2014); (Munoz et al, 2014)
Energía	(Munoz et al, 2014); (Fernandes et al, 2017); (Stefek et al, 2020); (Graba et al, 2020); (Wei and Isler, 2020); (Hrubý et al, 2021)

5.4. Otros criterios

Diferentes estrategias se han seguido para establecer criterios de comparación relacionados al consumo energético del robot.

Algunos investigadores utilizan los criterios clásicos de la integral del error descritos en la sección 3 y estiman el consumo de energía que presenta un robot móvil con diferentes algoritmos de control. Para evaluar el consumo durante el desplazamiento se crea un modelo de simulación del movimiento del robot móvil que puede incluir la dinámica del sistema. Idealmente, y como complemento al estudio basado en simulación, se implementan los controladores en un robot real y se prueban en condiciones reales.

Uno de los índices empleados es la integral del valor absoluto de la señal de control (IASC), este índice es usado para evaluar el consumo energético de cada controlador (Fernandes et al, 2017).

Otros criterios que se utiliza son la integral del valor absoluto del error IAE y el esfuerzo de control acumulativo. El concepto de esfuerzo de control asimismo se emplea en los criterios de suavidad de la curvatura de una trayectoria que igualmente sirve para estimar el consumo energético (Rivera et al, 2020), (Hrubý et al, 2021).

En otros trabajos reportados en (Mohammadpour et al, 2021) parten del modelo energético del robot, el cual se refiere a la ecuación de la energía cinética y la energía de los demás componentes que intervienen en el vehículo. Tienen en cuenta el modelo cinemático y dinámico de los componentes; la identificación del modelo dinámico se puede realizar por diferentes métodos como caja blanca, gris, negra, entre otros. Se obtiene la ecuación de energía cinética relacionando el valor correspondiente a la energía en la batería o fuente de alimentación. El proceso de modelado cinemático y dinámico se suele simplificar haciendo varias aproximaciones, por ejemplo, se desprecia el valor de la fricción cuando se desconoce y es difícil de calcular, además, se supone que no

influye mucho en el resultado final. Con esta estrategia (Stefek et al, 2020) comparan algoritmos a nivel de simulación. Como criterios se usa la distancia recorrida y las pérdidas estimadas de energía en la batería asociadas al seguimiento de una trayectoria, todo de acuerdo al modelo energético del robot.

El uso de robots móviles en aplicaciones industriales ha incrementado durante los últimos años, estos robots deben funcionar durante varias horas con una sola carga de batería. Se han realizado diferentes estudios basados en el modelo energético del robot y pruebas experimentales que permite examinar el efecto a largo plazo del nivel de carga de las baterías en el desempeño de la navegación. Pruebas reales presentados por (Graba et al, 2020) muestran que el error medio cuadrático MSE (9) en el seguimiento de trayectoria aumenta significativamente a medida que disminuye el estado de carga de la batería por debajo del 30%. Como el error es acumulativo, la desviación respecto a la trayectoria de referencia se hace mayor mientras la trayectoria sea más larga.

Como criterio de comparación también se puede usar una función de costo o un mapa de costo. Una función de costo puede ser definida por el esfuerzo de los actuadores en alcanzar la trayectoria de referencia (Suarez et al, 2021), también puede ser determinada para optimizar el consumo energético (Serralheiro et al, 2019), etc.

Se han publicado trabajos orientados al diseño de algoritmos de navegación energéticamente eficiente. Existen dos enfoques principales: el enfoque fuera de línea se basa en un mapa de energía construido previamente como entrada para un planificador de rutas. El otro enfoque es navegar en línea y construir el mapa mientras se navega. (Wei and Isler, 2020) presentan un estudio donde se analiza la combinación de los dos métodos. Como criterios de comparación se construye un mapa de costo de energía con varios perfiles de terrenos y trayectorias de referencia.

En (Munoz et al, 2014), (Correa et al, 2016) y (Ponce et al, 2018) se encuentran ejemplos de aplicación de algunos de los criterios descritos en las secciones anteriores, evaluados en conjunto, para misiones de navegación autónoma con evasión de obstáculos. Particularmente se emplean los criterios de espacio-tiempo, seguridad y energía, tales como: longitud del camino recorrido $P_L(1)$, tiempo en alcanzar la meta, criterios de seguridad en la evasión de obstáculos $SM1$, $SM2$, Min , y criterios de suavidad en la ruta recorrida $smoothness(20)$, $B_E(21)$, $TB_E(22)$.

6. Benchmarks de evaluación de algoritmos de navegación

Se han propuesto varios benchmarks o procedimientos de referencia para comparar y evaluar diferentes aspectos de los robots, entre ellos el desempeño durante la navegación. Principalmente estos benchmarks están orientados al logro de tareas, evaluar capacidades y análisis de la trayectoria seguida por el robot. Pueden ser hechos en entornos reales o simulados.

6.1. Benchmarks en entornos reales

En el NIST (National Institute of Standards and Technology) se han desarrollado procedimientos para la evaluación del desempeño de la navegación de vehículos de

guiado autónomo -AGVs, los cuales se clasifican como robots móviles industriales (Madrigal and Muñoz, 2019). Entre los criterios utilizados se incluyen los de espacio-tiempo, seguimiento de trayectorias de referencia como líneas rectas, círculos y cuadrados, con el cálculo del error y la desviación media, máxima y estándar (Bostelman et al, 2015). Estos procedimientos sirven de referencia para los fabricantes de robots, usuarios industriales y otros investigadores.

Las técnicas de navegación para robots móviles autónomos son actualmente muy confiables, sin embargo, los procedimientos de evaluación del desempeño se han centrado principalmente en los componentes de navegación individuales como el mapeo, la localización y la planificación, usando conjuntos de datos (dataset) o en simulación. Algunos trabajos como (Sprunk et al., 2016) se enfocan en evaluar todo el sistema de navegación completo, en entornos reales estandarizados y usando un robot de referencia. También se controla la dinámica del entorno. Todo esto permite la comparación entre diferentes sistemas de navegación en diferentes sitios de experimentación buscando garantizar la repetitividad y la reproducibilidad de los experimentos. Se emplean los siguientes índices: número total de fallas, tiempo hasta la falla, distancia hasta la falla, velocidad promedio, precisión en la meta (error de posicionamiento), los cuales tienen relación con los criterios de espacio-tiempo, error y seguridad tratados en la sección 2, 3 y 4 respectivamente.

Una evolución de los AGVs, son los vehículos terrestres autónomos no tripulados (A-UGV), (Yoon and Bostelman, 2019) presentan un benchmark para estos últimos vehículos donde los criterios se centran en medir distancia, tiempo y éxito en alcanzar la meta, en pruebas tales como navegación autónoma, posicionamiento, evasión de obstáculos e interactuar con otros sistemas, dentro de entornos apropiados.

Existen pocos procedimientos basados en normas estándar industriales para evaluar y poder comparar las capacidades y limitaciones de robots en aspectos como la navegación, la evitación de obstáculos y la localización. (Norton et al, 2019) proponen un procedimiento, con base en normas estándar, para caracterizar el rendimiento de los robots móviles en entornos industriales. Se determina un entorno de navegación, tanto en las dimensiones como en la forma. El punto de inicio A y el punto de meta B es estático y siempre se encuentra en la misma ubicación. Se realiza una categorización de rutas para ir de A a B, como rutas primarias, secundarias y terciarias inicialmente sin obstáculos. El entorno es configurado para cada una de las pruebas adicionando obstáculos que obliguen al robot a tomar algunas de estas rutas. Los obstáculos a colocarse en el espacio de trabajo son clasificados en diferentes categorías. Se crean tres condiciones de conocimiento a priori para el robot, el mapa sin la información de los obstáculos colocados, con los obstáculos colocados en la posición correcta y con los obstáculos en posiciones erróneas. Las métricas especialmente utilizadas son el tiempo en alcanzar la meta y la distancia. Se emplean normas estándar de varios tipos.

Algunos trabajos evalúan aspectos del desempeño de robots tanto en ambiente simulado como en un entorno real de laboratorio, es el caso de (Singh Gill et al, 2019), se basan en la norma estándar ASTM F3244-17, actualizada (ASTM, 2021b), para el análisis de la navegación de manipuladores móviles. Utilizan criterios de desempeño de espacio-tiempo.

Un caso especial lo representa el proyecto europeo Eurobench, el cual es un benchmark orientado a la evaluación comparativa de la locomoción bípeda, incluyendo humanoides, prótesis y exoesqueletos (Bessler et al, 2018). El benchmark está compuesto por un marco metodológico que incluye métodos y métricas para calcular la capacidad del sistema evaluado y un marco experimental con bancos de prueba para que empresas e investigadores puedan realizar pruebas estandarizadas en prototipos avanzados. Con los sistemas bípedos se puede hacer uso de varios de los criterios de desempeño descritos en las secciones anteriores como los criterios de espacio-tiempo, además, requieren métricas particulares, por ejemplo, la evaluación cuantitativa del equilibrio, relacionado con la reacción y la capacidad de estos sistemas para responder a perturbaciones externas controladas (Bayón et al, 2021).

6.2. Benchmarks en entornos simulados

Contar con escenarios de prueba reales de experimentación es costoso y requiere de una logística importante. Cuando los escenarios reales no están disponibles, como alternativa se puede usar software de simulación. Existe una amplia gama de simuladores, que se pueden clasificar como básicos y avanzados. La principal diferencia está en la confiabilidad, los escenarios y el tipo de robot que permiten simular, ya que muchos simuladores de robots móviles solo contienen modelos de robots muy específicos.

Los simuladores básicos, generalmente de uso académico, nacen de proyectos orientados a renovar la docencia de pregrado y la investigación en un nivel intermedio, los simuladores avanzados son paquetes de software más especializado para uso profesional en la industria, posgrado o en investigación científica. Algunos simuladores solo permiten entornos 2D y simular aspectos muy específicos de los robots, mientras que otros simuladores permiten entornos 3D con motores físicos complejos, ambientes realistas y una amplia variedad de elementos y robots.

Pese a la ayuda que ofrecen los simuladores, la mayoría no incluyen una fiable evaluación del desempeño de los algoritmos ni procedimientos de comparación o benchmarks, a lo sumo permiten medir el tiempo o la longitud de la trayectoria de una misión de navegación. En esta sección se describirán algunos trabajos que están orientados a evaluar el rendimiento de algoritmos de navegación de robots móviles en entornos de simulación, que integran métricas y procedimientos para la comparación del desempeño.

Un sistema básico para desarrollar procedimientos de evaluación y comparación del desempeño de algoritmos de navegación de robots móviles mediante software de simulación, debe contar con algunas de estas características:

El simulador debe tener varios entornos de navegación o debe permitir cargar o diseñar diferentes ambientes, de manera que se pueda observar cómo responden los algoritmos ante diversos desafíos, como entornos con diferentes estructuras (ambientes de oficinas, casas, hospitales, fabricas, etc), entornos con mucho espacio libre o muy congestionados, etc.

Se debe contar al menos con un modelo de robot móvil, que se le pueda configurar algunas variables como el número de

sensores, distancia o cono de detección, la ubicación en el robot, similarmente los actuadores, diámetro de ruedas, etc.

Se debe permitir programar el robot con diferentes algoritmos de navegación, brindando el acceso a los datos de navegación como lectura de sensores y comandos de control de actuadores, y poder simular ruido en los datos. También es deseable que se permita la carga de datos desde un dataset de algún experimento disponibles para su análisis.

El simulador debe contener diferentes criterios, índices o métricas de desempeño, o debe permitir programarlos dentro del código de la simulación.

Un sistema básico de simulación que cumplen con las anteriores características se presenta en (Munoz et al, 2014), el software está elaborado en Matlab, permite utilizar sensores de distancia, posición y orientación, emplea criterios de espacio-tiempo, seguridad y suavidad de la trayectoria. Por su parte (Gridnev et al, 2017) proponen un framework que incorpora sensores como GPS, encoders y compás magnético. Emplea criterios de desempeño basados en espacio-tiempo y error.

Algunos trabajos aprovechan las ventajas de la computación en la nube, donde el entorno de simulación y comparación está disponible desde un sitio web permitiendo realizar múltiples ensayos sin importar la ubicación geográfica del usuario. Otra ventaja es que el servidor web puede ser un computador de altas prestaciones que permita la ejecución de algoritmos de navegación computacionalmente complejos. Al ser una aplicación web generalmente no se requiere de la instalación de software en el computador cliente, y el simulador puede estar disponible para que muchos investigadores comparen sus experimentos con el mismo software y servidor, igual marco de referencia. Aprovechando estas ventajas, (Pérez et al, 2018) desarrollaron un sistema para evaluar el desempeño de algoritmos usados en robótica móvil submarina, como el seguimiento de trayectorias en misiones de inspección de tuberías. Los criterios de evaluación del desempeño son los mismos que los empleados para robots móviles con ruedas. Específicamente se utilizan criterios de espacio-tiempo y error. El error final se calcula mediante la distancia final del vehículo a la meta y la integral del cuadrado del error ISE (10), ambos mencionados en la sección 3.

En las anteriores aplicaciones se emplean principalmente entornos estructurados con pisos planos y obstáculos estáticos con formas geométricas claramente definidas, lo cual cubre un porcentaje de las aplicaciones reales con robots móviles. Por otra parte, algunos trabajos desarrollan benchmarks con entornos de navegación donde hay obstáculos dinámicos, con el fin de cubrir el otro porcentaje de aplicaciones en entornos reales. En este sentido, (Xia et al, 2020) presentan un benchmark de navegación interactiva, es decir, el robot puede navegar por un entorno donde se permite mover o empujar algunos objetos interactivos que encuentra en su camino. El entorno de simulación es realista, por el manejo gráfico como por el motor de física. Utiliza dos criterios de desempeño:

Eficiencia de ruta (P_{eff}): evalúa qué tan óptima es la ruta del robot hacia la meta. La ruta óptima es la más corta, asumiendo que no hay obstáculos interactivos en el camino.

Eficiencia del esfuerzo (E_{eff}): evalúa cuánto esfuerzo dedica el robot a sí mismo y a su entorno, donde el esfuerzo es aproximadamente la cantidad de energía gastada en mover su propio cuerpo o empujar o manipular objetos en su camino.

Ambos criterios, eficiencia de ruta y de esfuerzo conforman una métrica denominada Puntuación de navegación interactiva (Interactive Navigation Score INS, por sus siglas en ingles)

$$INS_{\alpha} = \alpha P_{eff} + (1 - \alpha) E_{eff} \quad (24)$$

$$\alpha \in [0,1]$$

El INS (24) representa la relación entre tomar un camino corto y minimizar el esfuerzo: el robot puede potencialmente tomar el camino más corto (puntaje alto de eficiencia del camino) mientras empuja tantos objetos como sea necesario (puntaje bajo de eficiencia del esfuerzo); o el robot puede intentar minimizar el esfuerzo (puntuación alta de eficiencia del esfuerzo) rodeando todos los objetos y tomando un camino más largo (puntuación baja de eficiencia de la ruta).

Algunos benchmarks también tienen en cuenta la complejidad del entorno en la que opera el robot, según la cantidad y cercanía a los obstáculos. En (Ermacora et al, 2020) comparan algoritmos de navegación respecto a una ruta óptima obtenida usando el algoritmo Alpha*. Usan criterios como: distancia recorrida de trayectoria, energía de curvatura, máxima curvatura, distancia mínima a un obstáculo, mínima distancia entre trayectorias, separación entre trayectorias y relación entre trayectorias.

Con el crecimiento en el uso de robots móviles en la industria, el avance tecnológico en el hardware y el perfeccionamiento de las técnicas de navegación, las colisiones son un aspecto cada vez menos tolerable. Algunos trabajos se enfocan en el desarrollo de algoritmos de navegación robustos que tratan de evitar al máximo las colisiones. (Raiesdana, 2021) desarrolla un benchmark con

obstáculos dinámicos que se mueven a velocidad alta o baja, para probar un algoritmo que minimizan las colisiones. Se emplean tres métricas: La distancia entre trayectorias; la suavidad del movimiento del robot, que se mide en función de la curvatura, tal como se expone en la sección 5.1, (20); y la distancia media a los obstáculos, esta última da una idea del riesgo asumido durante toda la misión en términos de proximidad a los obstáculos. SM2 de la sección 4.2.

La planificación de movimiento basados en muestreo, funciones extendidas y suavizado, puede lograr rutas suaves y energéticamente eficientes, lo cual es importante para extender la duración de las baterías. (Heiden et al, 2021) presentan un benchmark (Bench-MR) enfocado en algoritmos de planificación de movimiento basada en muestreo, funciones extendidas, verificadores de colisión, suavizado y criterios de optimización. Emplea métricas relativas a espacio-tiempo, suavidad y seguridad; el sistema también mide la frecuencia con la que el robot cambiar abruptamente su rumbo.

Complementariamente a la planificación global, la planificación local es clave para la evasión de obstáculos y lograr la navegación autónoma. MRPB 1.0 es un benchmark de planificación local propuesto por (Wen et al, 2021). Dicho software facilita la comparación de algoritmos diseñados por usuarios con otros de referencia ya conocidos. Posee varios escenarios de simulación, incluyendo entornos dinámicos complejos, parcialmente desconocidos y a gran escala. Se emplean tres tipos de métricas: eficiencia (espacio-tiempo), seguridad y suavidad. Las métricas de eficiencia tienen en cuenta el tiempo en alcanzar la meta y la eficiencia computacional, relacionada con los periodos de control.

En la Tabla 2 se resumen las principales características de los benchmarks descritos en la sección 6

Tabla 2. Características de los benchmark

Referencia	Evaluación	Criterios de evaluación	Entorno	Observación
Munoz et al, 2014	Simulación	Espacio-tiempo, seguridad, energía	Estático	Framework Matlab, Aplicación escritorio
Bostelman et al, 2015	Real	Espacio-tiempo, trayectorias de referencia	Estático	Para vehículos de guiado autónomo AGVs
Sprunk et al., 2016	Real	Espacio-tiempo, error, seguridad	Dinámico	Protocolo y robot de referencia
Gridnev et al, 2017	Simulación	Espacio-tiempo, error	Estático	Aplicación de escritorio
Yoon and Bostelman, 2019	Real	Espacio-tiempo	Estático	A-UGVs
Pérez et al, 2018	Simulación	Espacio-tiempo, error	Estático	Aplicación web
Norton et al, 2019	Real	Espacio-tiempo	Estático	Entornos estándar
Singh Gill et al, 2019	Real y simulación	Espacio-tiempo	Estático	Manipuladores móviles, Simulador Gazebo 7, ROS kinetic
Xia et al, 2020	Simulación	Espacio-tiempo, energía	Dinámico	Aplicación web
Ermacora et al, 2020	Simulación	Espacio-tiempo, seguridad, energía	Estático	Aplicación escritorio
Raiesdana, 2021	Simulación	Espacio-tiempo, seguridad, energía	Dinámico	Framework Matlab, Aplicación escritorio
Bayón et al, 2021	Real	Espacio-tiempo, equilibrio	Estático	Robots móviles bípedos
Heiden et al, 2021	Simulación	Espacio-tiempo, seguridad, energía	Estático	Detecta cambios abruptos de rumbo, Aplicación escritorio
Wen et al, 2021	Simulación	Espacio-tiempo, seguridad, energía	Dinámico	Simulador Gazebo 9, ROS kinetic

7. Conclusiones

En este trabajo se realizó una revisión de literatura escrita durante los últimos diez años relacionada con criterios de desempeño útiles para la evaluación y análisis de algoritmos de navegación de robots móviles, que incluye índices de espacio-tiempo, medición del error, seguridad en la trayectoria y estimación de la energía, así como benchmarks o procedimientos de referencia para la comparación del desempeño de los algoritmos de navegación, incluyendo nuevas tendencias, tratando de abarcar un panorama completo y actualizado en este tema para facilitar al lector su comprensión y posterior uso. Esta temática ha ganado importancia durante los últimos años, especialmente por el interés de investigadores y fabricantes de robots en desarrollar mejores equipos para un mercado que se vuelve cada vez más competitivo.

Utilizar criterios de desempeño de manera organizada y sistemática en trabajos académicos, de investigación o de aplicación industrial, permite darle mayor rigor al análisis de los resultados, convirtiéndose en una herramienta útil para mejorar el diseño de los algoritmos de navegación y las aplicaciones con robots.

Durante los últimos años se observa una evolución hacia la utilización de nuevos criterios que comparan aspectos más complejos de la navegación como el consumo energético, lo cual se debe a la importancia de este factor para el éxito de las aplicaciones con robots móviles. Se destacan los criterios y procedimientos descritos en la sección 5 relacionados con el consumo energético.

Varios benchmarks descritos en la sección 6 están disponibles para realizar pruebas en entornos de simulación con acceso abierto desde una aplicación web.

La mayoría de los criterios de desempeño de la navegación presentados correspondieron a estudios sobre robots móviles terrestres con ruedas, sin embargo, muchos de estos criterios se pueden aplicar a otras configuraciones de robots como los aéreos, marinos, submarinos, robots con patas, o incluso manipuladores industriales.

Aunque se han hecho grandes esfuerzos en proponer métricas, índices y procedimientos de comparación del desempeño, aún hace falta que sean totalmente fiables, completos, y globalmente aceptados. No obstante, hay varios grupos de investigadores, proyectos como Eurobench y entidades como NIST, IEEE, ASTM, ANSI, ISO, entre otras, que están trabajando en este objetivo.

La demanda de aplicaciones con robots crece cada día. Los criterios de desempeño de la navegación seguirán siendo un tema abierto de investigación, puesto que día a día aparecen nuevas configuraciones, nuevos dispositivos y aplicaciones, con lo cual se hace necesario lograr el diseño de algoritmos más eficientes.

Agradecimientos

Los autores agradecen al Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid y la Universidad Nacional de Colombia sede Medellín por el apoyo recibido.

Referencias

- Abdulwahhab, O. W., Abbas, N. H., 2018. Design and Stability Analysis of a Fractional Order State Feedback Controller for Trajectory Tracking of a Differential Drive Robot. *International Journal of Control, Automation and Systems* 16(6), 2790-2800. DOI:10.1007/s12555-017-0234-8
- Algabri, M., Mathkour, H., Ramdane, H., Alsulaiman, M., 2015. Comparative study of soft computing techniques for mobile robot navigation in an unknown environment. *Comput. Hum. Behav* 50, 42–56. DOI: 10.1016/j.chb.2015.03.062
- ANSI-American National Standards Institute, 2019. Safety Standard for Driverless, Automatic Guided Industrial Vehicles and Automated Functions of Manned Industrial Vehicles, ANSI/ITSDF B56.5-2019 (Washington, DC: Industrial Truck Standards Development Foundation).
- Armah S., Yi S., Lebdeh T. A., 2016. Implementation of autonomous navigation algorithms on two-wheeled ground mobile robot. *Amer. J. Eng. Appl. Sci.* 78, 36-48. DOI:10.3844/ajeassp.2014.149.164.
- ASTM-American Society for Testing and Materials. 2021a. Standard Test Method for Confirming the Docking Performance of A-UGVs (ASTM F3499-21) DOI: 10.1520/F3499-21
- ASTM-American Society for Testing and Materials. 2021b. Standard Test Method for Navigation: Defined Area (ASTM F3244-21). DOI:10.1520/F3244-21
- Bayón, C., Delgado-Oleas, G., Tagliamonte, N.L., Asseldonk, E. van, Rocon, E. 2021. Desarrollo de BenchBalance: un sistema para la evaluación de la capacidad de equilibrio en exoesqueletos robóticos. En *XLII Jornadas de Automática: libro de actas*. Castelló, 1-3 de septiembre de 2021, (pp. 99-103). DOI:10.17979/spudc.9788497498043.099
- Bessler, J., Prinsen, E. C., Prange-Lasonder, G. B., Schaake, L., Buurke, J. H. 2018. Assessing Safety and Performance Indicators in Rehabilitation Robotics. In *School and symposium on advanced neurorehabilitation SSNR2018*. p. 28. Baiona-España.
- Bianchi L., Buniak E. A., Ramele R., Santos J. M., 2021. A Control Strategy for a Tethered Follower Robot for Pulmonary Rehabilitation. In: *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics* 3(1), pp. 210-219. DOI:10.1109/TMRB.2020.3042281.
- Bostelman, R., Hong, T., Cheok, G., 2015. Navigation performance evaluation for automatic guided vehicles. In: *IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA)*, pp. 1-6. DOI:10.1109/TePRA.2015.7219684.
- Bostelman, R., Hong, T., Marvel, J., 2016. Survey of Research for Performance Measurement of Mobile Manipulators. *Journal of Research (NIST JRES)*, 121. DOI:10.6028/jres.121.015
- Caruntu C., Copot C., Lazar C., Keyser R. D., 2019. Decentralized Predictive Formation Control for Mobile Robots without Communication. In: *IEEE 15th Int. Conf. on Control and Automation (ICCA)*, pp. 555-560. Edinburgh, United Kingdom. DOI:10.1109/ICCA.2019.8899610.
- Correa F., Gallardo J., Muñoz N., Pérez R., 2016. Estudio comparativo basado en métricas para diferentes arquitecturas de navegación reactiva. *Ingeniare Revista chilena de ingeniería* 24(1), 46-54. DOI:10.4067/S0718-33052016000100005
- Domański, P. D., 2020. *Control Performance Assessment: Theoretical Analyses and Industrial Practice*. Springer, Warsaw. DOI: 10.1007/978-3-030-23593-2
- Ermacorá G., Sartori D., Rovasenda M., Pei L., Yu W., 2020. An Evaluation Framework to Assess Autonomous Navigation Linked to Environment Complexity. In: *IEEE Int. Conf. on Mechatronics and Automation (ICMA)* pp. 1803-1810. Beijing, China. DOI:10.1109/ICMA49215.2020.9233862
- Fariás G., García G., Montenegro G., Fabregas E., Dormido-Canto S., Dormido S., 2020. Reinforcement Learning for Position Control Problem of a Mobile Robot. *IEEE Access* 8, 152941-152951. DOI:10.1109/ACCESS.2020.3018026.
- Fernandes R., Bessa M., Brandão A., 2017. Performance analysis of positioning controller for mobile robots. In: *Latin American Robotics Symposium (LARS) and Brazilian Symposium on Robotics (SBR)*, pp. 1-5. Curitiba. DOI:10.1109/SBR-LARS-R.2017.8215279.
- Graba, M., Kelouwani, S., Zeghmi, L., Amamou, A., Agbossou, K., Mohammadpour, M., 2020. Investigating the Impact of Energy Source Level on the Self-Guided Vehicle System Performances, in the Industry 4.0 Context. *Sustainability* 12, no. 20: 8541. DOI:10.3390/su12208541
- Gridnev A., Dyumin A., Voznenko T., Urvanov G. Chepin E., 2017. The Framework for robotic navigation algorithms evaluation. In: *IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*, pp. 855-859, St. Petersburg, Russia. DOI:10.1109/EIConRus.2017.7910690.

- Heiden E., Palmieri L., Bruns L., Arras K. O., Sukhatme G. S. and Koenig S. 2021. Bench-MR: A Motion Planning Benchmark for Wheeled Mobile Robots. in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 6, no. 3, pp. 4536-4543, July 2021, DOI: 10.1109/LRA.2021.3068913.
- Heikkinen J. E., Minav T. and Serykh E. V., 2018. Mobile robot qualification metrics. In: IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus), pp. 878-881, Russia. DOI:10.1109/EIConRus.2018.8317228.
- Ho D., Ben Chehida K., Miramond B. and Auguin M., 2018. Towards a Multi-mission QoS and Energy Manager for Autonomous Mobile Robots. In: Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), pp. 270-273. DOI:10.1109/IRC.2018.00057.
- Hrubý D., Marko D., Olejár M., Cviklovič V., Hornák D. 2021. Comparison of Control Algorithms by Simulating Power Consumption of Differential Drive Mobile Robot Motion Control in Vineyard Row. Acta Technologica Agriculturae, 24(4) 195-201. DOI:10.2478/ata-2021-0032.
- IEEE Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015. 1873-2015 IEEE Standard for Robot Map Data Representation for Navigation. pp.1-54. DOI: 10.1109/IEEESTD.2015.7300355
- ISO-International Organization for Standardization. 2016. Robotics — Performance criteria and related test methods for service robots — Part 1: Locomotion for wheeled robots (ISO 18646-1:2016). <https://www.iso.org/standard/63127.html>
- ISO-International Organization for Standardization. 2019. Robotics - Performance criteria and related test methods for service robots - Part 2: Navigation (ISO 18646-2:2019). <https://www.iso.org/standard/69057.html>
- Lambert P., Lapierre L. and Crestani D., 2019. An Approach for Fault Tolerant and Performance Guarantee Autonomous Robotic Mission. NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems (AHS). pp. 87-94. DOI:10.1109/AHS.2019.00009.
- Madrigal S., Muñoz N. 2019. Vehículos de guiado autónomo (AGV) en aplicaciones industriales: una revisión. Revista Politécnica, 15(28), 117-137. DOI: 10.33571/rpolitec.v15n28a11
- Majumdar A., Pavone M., 2020. How Should a Robot Assess Risk? Towards an Axiomatic Theory of Risk in Robotics. In: Robotics Research. Springer Proceedings in Advanced Robotics. DOI:10.1007/978-3-030-28619-4_10
- Maldonado-Romo, J., Aldape-Pérez, M., Rodríguez-Molina, A., 2021. Path Planning Generator with Metadata through a Domain Change by GAN between Physical and Virtual Environments. In: Sensors 21, no22: 7667. DOI: 10.3390/s21227667
- Martins, O., Adekunle, A., Adejuyigbe, S., Adeyemi, O., Arowolo, M., 2020. Wheeled Mobile Robot Path Planning and Path Tracking Controller Algorithms: A Review. Journal of Engineering Science and Technology Review 13(3), 152 – 164. DOI:10.25103/jestr.133.17
- Marvel, J. A., Bostelman, R., 2014. A Cross-Domain Survey of Metrics for Modelling and Evaluating Collisions. International Journal of Advanced Robotic Systems. DOI:10.5772/58846
- Mayoral, J. C., Grimstad, L., From, P. J., Cielniak G., 2021. Integration of a Human-aware Risk-based Braking System into an Open-Field Mobile Robot. In: IEEE Int. Conference on Robotics and Automation (ICRA). pp. 2435-2442, DOI: 10.1109/ICRA48506.2021.9561522
- McGuire K.N., de Croon G.C.H.E., Tuyls K., 2019. A comparative study of bug algorithms for robot navigation. Robotics and Autonomous Systems 121, 103261. DOI: 10.1016/j.robot.2019.103261.
- Mohammadpour M., Zeghmi L., Kelouani S., Gaudreau M., Amamou A., Graba M., 2021. An Investigation into the Energy-Efficient Motion of Autonomous Wheeled Mobile Robots. Energies 2021, 14, 3517. DOI: 10.3390/en14123517
- Moreno, H., Saltarén, R., Carrera, I., Puglisi, L., Aracil, R., 2012. Índices de Desempeño de Robots Manipuladores: una revisión del Estado del Arte. Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial, 9(2), 111-122. DOI: 10.1016/j.riai.2012.02.005
- Munoz, N. D., Valencia, J., Alvarez, A., 2014. Simulation and Assessment Educational Framework for Mobile Robot Algorithms. J. Autom. Mob. Robotics Intell. Syst., 8, 53-59. DOI:10.14313/JAMRIS_1-2014/7
- Niemueller T., Lakemeyer G., Srinivasa S., 2012. A generic robot database and its application in fault analysis and performance evaluation. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2012, pp. 364-369, DOI: 10.1109/IROS.2012.6385940.
- Norton A., Gavriel P., Yanco H., 2019. A Standard Test Method for Evaluating Navigation and Obstacle Avoidance Capabilities of AGVs and AMRs. Smart and Sustainable Manufacturing Systems 3, (2). 106-126. DOI:10.1520/SSMS20190028
- Norton, A., Saretsky, A., Yanco, H., 2020. Developing Metrics and Evaluation Methods for Assessing Artificial Intelligence Enabled Robots in Manufacturing. In: Proceedings from the AAAI Spring Symposium on AI and Manufacturing.
- Pérez J., Fornas D., Marín R., Sanz P. 2018. UWSim, un Simulador Submarino Conectado a la Nube como Herramienta Educativa. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial 15, 70-78. DOI:10.4995/riai.2017.8827
- Pérez-González A., Benítez-Montoya N, Jaramillo-Duque A, Cano-Quintero JB. 2021. Coverage Path Planning with Semantic Segmentation for UAV in PV Plants. Applied Sciences. 11(24):12093. DOI:10.3390/app112412093
- Ponce H., Moya-Albor, E., Brieva, J., 2018. A Novel Artificial Organic Control System for Mobile Robot Navigation in Assisted Living Using Vision- and Neural-Based Strategies. In: Computational Intelligence and Neuroscience 2018, 16. DOI:10.1155/2018/4189150
- Raiesdana, S., 2021. A Hybrid Method for Industrial Robot Navigation. Journal of Optimization in Industrial Engineering 14(1), 133-148. DOI:10.22094/joie.2020.1863337.1629
- Ren Y., Wang J., Zheng X., Zhao Q., Ma J., Zhao L., 2020. Research on multidimensional evaluation of tracking control strategies for self-driving vehicles. Advances in Mechanical Engineering. DOI:10.1177/1687814020912968
- Rivera, R. G., Alvarado, R. G., Martínez-Rocamora, A., Auat Cheein, F., 2020. A Comprehensive Performance Evaluation of Different Mobile Manipulators Used as Displaceable 3D Printers of Building Elements for the Construction Industry. Sustainability 12(11), 4378. DOI:10.3390/su12114378
- Rokonuzzaman, M., Mohajer, N., Nahavandi, S., Mohamed, S., 2021. Review and performance evaluation of path tracking controllers of autonomous vehicles. IET Intell Transp Syst. 15: 646– 670. DOI:10.1049/itr2.12051
- Schreckenghost D. L., Milam T., Fong T., 2016. Techniques and tools for summarizing performance of robots operating remotely. In: 14th int. conf. on space operations. p. 2310. DOI: 10.2514/6.2016-2310.
- Serralheiro, W., Maruyama, N., Saggin, F., 2019. Self-Tuning Time-Energy Optimization for the Trajectory Planning of a Wheeled Mobile Robot. J Intell Robot Syst 95, 987–997. DOI:10.1007/s10846-018-0922-5
- Singh Gill, J., Tomaszewski, M., Jia, Y., Pisu, P., Krovl V., 2019. Evaluation of Navigation in Mobile Robots for Long-Term Autonomy in Automotive Manufacturing Environments. SAE Technical Paper 2019-01-0505. DOI:10.4271/2019-01-0505.
- Sprunk C. et al. 2016. An Experimental Protocol for Benchmarking Robotic Indoor Navigation. In: Hsieh M., Khatib O., Kumar V. (eds) Experimental Robotics. Springer Tracts in Advanced Robotics, vol 109. Springer, Cham. DOI:10.1007/978-3-319-23778-7_32
- Stefek A., Pham T., Krivanek V., Pham K., 2020. Energy Comparison of Controllers Used for a Differential Drive Wheeled Mobile Robot. in IEEE Access, vol. 8, pp. 170915-170927 DOI:10.1109/ACCESS.2020.3023345.
- Suarez-Rivera, G., Muñoz-Ceballos, N., Vásquez-Carvajal, H., 2021. Development of an Adaptive Trajectory Tracking Control of Wheeled Mobile Robot. Revista Facultad De Ingeniería, 30(55), e12022. DOI:10.19053/01211129.v30.n55.2021.12022
- Suarin N.A.S., Pebrianti D., Ann N.Q., Bayuaji L., Syafrullah M., Riyanto I., 2019. Performance Evaluation of PID Controller Parameters Gain Optimization for Wheel Mobile Robot Based on Bat Algorithm and Particle Swarm Optimization. Lecture Notes in Electrical Engineering, vol 538. DOI:10.1007/978-981-13-3708-6_27
- Tai J., Phang S., Wong Y., 2020. Optimized autonomous UAV design with obstacle avoidance capability. AIP Conference Proceedings 2233, 020026. DOI:10.1063/5.0001372
- Urrea, C., Muñoz, J. 2013. Path Tracking of Mobile Robot in Crops. J Intell Robot Syst. DOI: 10.1007/s10846-013-9989-1
- Wei, M., Isler, V. 2020. Energy-efficient Path Planning for Ground Robots by and Combining Air and Ground Measurements. In: Proceedings of Machine Learning Research. 100: 766-775.
- Wen, J., Zhang, X., Bi, Q., Pan, Z., Feng, Y., Yuan, J., Fang, Y. 2021. MRPB 1.0: A Unified Benchmark for the Evaluation of Mobile Robot Local Planning Approaches. 2021 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), 8238-8244. DOI: 10.1109/ICRA48506.2021.9561901
- Xia, F., Shen, W. B., Li, C., Kasimbeg, P., Tchappmi, M., Toshev, A., Martin-Martin, R., Savarese, S., 2020. Interactive Gibson Benchmark: A Benchmark for Interactive Navigation in Cluttered Environments," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 5, no. 2, pp. 713-720. DOI: 10.1109/LRA.2020.2965078.
- Yoon S., Bostelman R., 2019. Analysis of Automatic through Autonomous - Unmanned Ground Vehicles (A-UGVs) Towards Performance Standards, IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE), 2019, pp. 1-7, DOI: 10.1109/ROSE.2019.8790421.