

Comparación de Algoritmos de Aprendizaje por Refuerzo en la Navegación de Robots Móviles: Q-Learning, Montecarlo y SARSA

David Fuentelsaz Rodríguez

Dpto. Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial
Universidad de Sevilla
Sevilla, España
davfuerod@alum.us.es

Nombre y apellidos alumno 2

Dpto. Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial
Universidad de Sevilla
Sevilla, España
Correos electrónicos UVUS y de contacto (si distinto)

Resumen—El objetivo principal de este trabajo es comparar tres algoritmos de aprendizaje por refuerzo: Q-Learning, Montecarlo y SARSA, en el contexto de la planificación de rutas para un robot móvil en un entorno con obstáculos. El estudio se centra en evaluar la eficiencia computacional, la convergencia y la robustez de cada algoritmo al navegar hacia un destino minimizando la posibilidad de colisión.

Los resultados obtenidos muestran que cada algoritmo presenta ventajas y desventajas específicas en diferentes aspectos del problema planteado. Q-Learning demostró una rápida convergencia en la mayoría de los escenarios, mientras que Montecarlo ofreció una mejor exploración del espacio de estados. SARSA, por su parte, destacó en entornos altamente estocásticos debido a su enfoque de aprendizaje on-policy. Estas conclusiones ofrecen una guía para la selección del algoritmo más adecuado según las características del entorno y los requisitos del sistema.

Palabras clave—Inteligencia Artificial, Aprendizaje por Refuerzo, Q-Learning, Montecarlo, SARSA, Procesos de Decisión de Markov, Entornos Estocásticos, Política, Exploración y Explotación.

I. INTRODUCCIÓN

El aprendizaje por refuerzo es un tipo de aprendizaje automático que se enfoca en la toma de decisiones en entornos dinámicos y no deterministas. En este tipo de aprendizaje, el agente interactúa con el entorno y recibe recompensas o penalizaciones en función de sus acciones. El objetivo es maximizar las recompensas y minimizar las penalizaciones para encontrar la política óptima.

Esta técnica tiene una gran variedad de aplicaciones entre las que se encuentran predicciones financieras, robótica, videojuegos, medicina o cualquier problema de optimización [2] [3].

En el contexto de nuestro trabajo, nos centraremos en la aplicación del aprendizaje por refuerzo a la planificación de rutas para robots móviles. En este problema, un robot con ruedas debe encontrar una ruta segura y eficiente en un entorno con obstáculos. Aunque este problema puede parecer simple a primera vista, la presencia de obstáculos, la estocasticidad en el efecto de las acciones y la necesidad de optimizar la ruta para minimizar el tiempo y los recursos hacen que sea un desafío significativo.

Para evaluar la eficacia de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo en este contexto, diseñamos tres mapas diferentes que varían en tamaño y porcentaje de obstáculos. Estos mapas nos permitirán comparar y analizar el rendimiento de los algoritmos en una variedad de escenarios. Comenzamos nuestro trabajo con el mapa de ejemplo proporcionado en la propuesta del trabajo, que tiene dimensiones de 15x51.

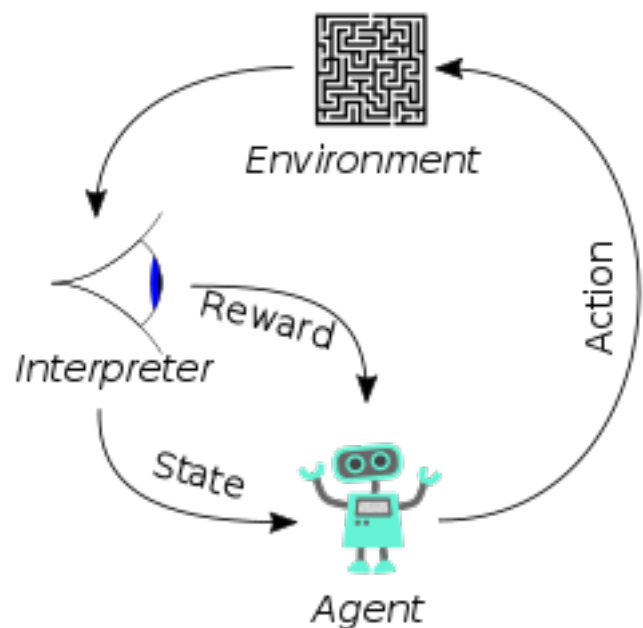


Fig. 1. Esquema del funcionamiento del aprendizaje por refuerzo.

II. PRELIMINARES

En esta sección, proporcionamos una introducción a los conceptos fundamentales del aprendizaje por refuerzo y la planificación de rutas de robots móviles en entornos con obstáculos, así como una descripción de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo que utilizaremos en nuestro trabajo.

A. Conceptos clave del aprendizaje por refuerzo

El aprendizaje por refuerzo (RL) es un tipo de aprendizaje automático que entrena al software para tomar decisiones y maximizar una recompensa en un entorno dado. Los componentes principales de un sistema de aprendizaje por refuerzo son:

- **Agente:** Es la parte del sistema que toma decisiones e interactúa con el entorno. En nuestro caso, el agente es el robot móvil que busca planificar rutas en un entorno con obstáculos.
- **Entorno:** Es el espacio en el que el agente se mueve y interactúa. En nuestro caso, el entorno es un mapa con obstáculos.
- **Acción:** Una acción es la decisión tomada por el agente en un estado particular. En nuestro caso, tenemos ocho acciones que representan cada uno de los posibles movimientos que puede efectuar el robot y una acción que representa que el agente permanezca en el mismo estado tras realizarla.
- **Recompensa:** La recompensa es la retroalimentación que el agente recibe del entorno después de tomar una acción en un estado dado. La recompensa puede ser positiva, neutra o negativa (esto sería una penalización).
- **Política:** La política es la estrategia utilizada por el agente para seleccionar acciones en función de los estados del entorno.
- **Exploración:** Es el proceso de probar nuevas acciones y recopilar información sobre el entorno. La exploración es esencial para que el agente descubra nuevas oportunidades y estrategias que podrían llevar a recompensas a largo plazo más altas.
- **Explotación:** Es el proceso de utilizar la información aprendida para tomar decisiones que maximicen la recompensa inmediata. La explotación es importante para que el agente obtenga la mayor recompensa posible en el momento presente.

B. Descripción de los algoritmos

A continuación, describimos los algoritmos de aprendizaje por refuerzo que se utilizaron en nuestro trabajo:

1) **Q-Learning:** El algoritmo Q-Learning es un método de aprendizaje por refuerzo basado en valores que se utiliza para encontrar la política óptima de selección de acciones en un entorno determinado. Este algoritmo es una variante del aprendizaje por refuerzo que utiliza una función de valor, denominada función Q, para determinar la mejor acción en cada estado del entorno. No requiere un modelo del entorno y puede manejar problemas con transiciones estocásticas y recompensas sin requerir adaptaciones [5].

El agente explora el entorno y actualiza la tabla Q utilizando la ecuación de Bellman modificada:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [R(s, a) + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)]$$

Donde:

- α es el factor de aprendizaje.
- $R(s, a)$ es la recompensa inmediata por tomar la acción a en el estado s .
- γ es el factor de descuento.
- s' es el estado siguiente al tomar la acción a en el estado s .
- $\max_{a'} Q(s', a')$ es el valor máximo esperado para cualquier acción posible en el estado s' .

Se trata de un algoritmo con un enfoque *off-policy*, lo que significa que aprende la función de valor óptima independientemente de la política que el agente esté siguiendo en el momento. Q-Learning actualiza la estimación de la función Q utilizando la recompensa inmediata y el valor máximo de la función Q para el siguiente estado y acción.

Hiperparámetros en Q-Learning

- **Tasa de aprendizaje (α):** Controla cuánto se actualiza la función Q con nuevas experiencias. Un valor alto de α permite un aprendizaje rápido pero puede causar oscilaciones, mientras que un valor bajo conduce a un aprendizaje más estable pero más lento.
- **Factor de descuento (γ):** Determina la importancia de las recompensas futuras. Un valor alto de γ hace que el agente valore más las recompensas futuras, lo que es esencial para tareas donde las decisiones tempranas afectan significativamente las recompensas futuras.
- **Estrategia de exploración (ϵ en ϵ -greedy):** Controla el balance entre exploración y explotación. Un valor alto de ϵ fomenta la exploración, lo que es crucial al inicio del aprendizaje, mientras que un valor bajo de ϵ fomenta la explotación de acciones conocidas.

2) Montecarlo:

3) **SARSA:** El algoritmo SARSA (State-Action-Reward-State-Action) es un algoritmo de aprendizaje por refuerzo que se utiliza para aprender una política óptima en un entorno de Markov discreto. Es bastante similar al algoritmo Q-Learning, aunque tiene una serie de diferencias. En primer lugar, SARSA es un algoritmo con un enfoque *on-policy*, lo que significa que el agente aprende una política óptima mientras sigue la misma política que está aprendiendo. Este algoritmo también utiliza una tabla Q(s, a) que almacena el valor esperado de tomar la acción a en el estado s. No obstante, la forma en la que se actualiza Q presenta una diferencia clave respecto a Q-Learning, como se puede comprobar en la siguiente expresión:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [R(s, a) + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)]$$

Donde:

- α es el factor de aprendizaje.
- $R(s, a)$ es la recompensa inmediata por tomar la acción a en el estado s .
- γ es el factor de descuento.

- s' es el estado siguiente al tomar la acción a en el estado s .
- a' es la acción tomada en el estado siguiente s' .

En este caso, se puede apreciar que la acción utilizada para actualizar la tabla Q en el siguiente estado es la seleccionada por la política actual. Al seguir un enfoque *on-policy*, SARSA, por lo general, suele ser un algoritmo más lento en la convergencia a la política óptima, especialmente en entornos complejos.

Hiperparámetros en SARSA

- **Tasa de aprendizaje (α):** Controla cuánto se actualiza la función Q con nuevas experiencias. Un valor alto de α permite un aprendizaje rápido pero puede causar oscilaciones, mientras que un valor bajo conduce a un aprendizaje más estable pero más lento.
- **Factor de descuento (γ):** Determina la importancia de las recompensas futuras. Un valor alto de γ hace que el agente valore más las recompensas futuras, lo que es esencial para tareas donde las decisiones tempranas afectan significativamente las recompensas futuras.
- **Estrategia de exploración (ϵ en ϵ -greedy):** Controla el balance entre exploración y explotación. Un valor alto de ϵ fomenta la exploración, lo que es crucial al inicio del aprendizaje, mientras que un valor bajo de ϵ fomenta la explotación de acciones conocidas.

C. Trabajos relacionados

Para un mejor entendimiento de cómo realizar la implementación de los algoritmos, se han revisado algunos trabajos realizados:

- Reinforcement Learning: An Introduction [1].

III. IMPLEMENTACIÓN

En esta sección, describiremos el método implementado en nuestro trabajo. Abordaremos los siguientes aspectos:

- Descripción del entorno de trabajo.
- Detalles de la implementación de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo (Q-Learning, Montecarlo y SARSA).
- Proceso experimental y evaluación de los resultados.

A. Descripción del entorno de trabajo

En el desarrollo de este trabajo, se empleó un entorno de simulación implementado en un Jupyter Notebook. El entorno de simulación se basó en un mapa de ejemplo proporcionado en el trabajo, el cual consiste en una cuadrícula que representa el entorno en el que se moverá el robot móvil. La cuadrícula está compuesta por casillas, algunas de las cuales contienen obstáculos (representadas con unos), mientras que otras están libres de ellos (representadas con ceros).

A partir del mapa de ejemplo, se generaron dos mapas adicionales para aumentar la variabilidad en los escenarios

de prueba. Estos mapas proporcionaron diferentes configuraciones de entorno para evaluar el desempeño de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo.

Las casillas iniciales y destino fueron seleccionadas aleatoriamente dentro de cada mapa generado, asegurándose de que ninguna de ellas fuera una casilla con obstáculos. Esta selección aleatoria garantizó la variabilidad en los escenarios de prueba y permitió evaluar el desempeño de los algoritmos en diferentes configuraciones del entorno.

En este entorno simulado, el robot móvil parte de una casilla inicial aleatoria y tiene como objetivo llegar a una casilla destino específica. Durante la simulación, el robot puede moverse entre casillas adyacentes en la cuadrícula, siguiendo una política determinada por los algoritmos de aprendizaje por refuerzo implementados. La interacción del robot con el entorno se realiza mediante acciones discretas.

Este enfoque de simulación proporcionó un entorno controlado y reproducible para evaluar el rendimiento de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo en la planificación de rutas de robots móviles. Además, permitió explorar diferentes estrategias de navegación y analizar su efectividad en la resolución de problemas de planificación de rutas en entornos con obstáculos.

```
16 3
11111111111111111111
10000000010000000001
10000000010000000001
100000000000001000001
100000000000001000001
11111111111111111111
```

Fig. 2. Ejemplo mapa generado con la casilla objetivo.

B. Implementación de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo

Funciones auxiliares

Aquí se describen las funciones auxiliares que han sido utilizadas en la implementación de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo.

1. Método para leer el mapa de un fichero de texto

lee_mapa(fichero)

Entrada: Nombre del archivo *fichero*

Salida: Matriz que representa el mapa y dimensiones del mapa

Algoritmo:

- 1 Leer las líneas del archivo *fichero* y convertirlas a matriz
- 2 Devolver la matriz y sus dimensiones

Fig. 3. Pseudocódigo de la función *lee_mapa*.

2. Método para comprobar si una casilla contiene un obstáculos

hay_colision(estado)

Entrada: Casilla en la que se encuentra el robot *estado*

Salida: Valor booleano que indica si hay colisión

Algoritmo:

- 1 Verificar si hay un obstáculo en *estado*
- 2 Devolver true si hay colisión, false en caso contrario

Fig. 4. Pseudocódigo del método *hay_colision*.

3. Método para aplicar una acción en un estado

aplica_accion(estado, accion)

Entrada: *estado* y *accion*

Salida: Nuevo *estado*

Algoritmo:

- 1 Si hay colisión entonces
- 2 Devolver *estado*
- 3 $x, y \leftarrow$ Coordenadas de *estado*
- 4 Si *accion* es norte entonces
- 5 $y \leftarrow y + 1$
- 6 Si no, si *accion* es sur entonces
- 7 $y \leftarrow y - 1$
- 8 Si no, si *accion* es este entonces
- 9 $x \leftarrow x + 1$
- 10 Si no, si *accion* es oeste entonces
- 11 $x \leftarrow x - 1$
- 12 Sino, si *accion* es noreste entonces
- 13 $x, y \leftarrow x + 1, y + 1$
- 14 Si no, si *accion* es sureste entonces
- 15 $x, y \leftarrow x + 1, y - 1$
- 16 Si no, si *accion* es suroeste entonces
- 17 $x, y \leftarrow x - 1, y - 1$
- 18 Si no, si *accion* es noroeste entonces
- 19 $x, y \leftarrow x - 1, y + 1$
- 20 Devolver (x, y) como nuevo *estado*

Fig. 5. Pseudocódigo de *aplica_accion*.

4. Método para obtener los estados libres de obstáculos

estados_sin_obstaculos()

Salida: Lista de estados sin obstáculos

Algoritmo:

- 1 Inicializar una lista vacía llamada *estados_sin_obstaculos*
- 2 Para cada *estado* en *nav_estados* hacer
- 3 Si no *hay_colision(estado)* entonces
- 4 Agregar el estado a la lista *estados_sin_obstaculos*
- 5 Devolver la lista *estados_sin_obstaculos*

Fig. 6. Pseudocódigo detallado de *estados_sin_obstaculos*.

Siendo *nav_estados* la variable global con todos los estados del entorno.

5. Método para obtener los posibles desvíos del agente al realizar una acción

obtiene_posibles_errores(accion)

Entrada: *accion*

Salida: Lista de posibles acciones erróneas

Algoritmo:

- 1 Si *accion* es norte entonces
- 2 $errores \leftarrow$ ['NE', 'NO']
- 3 Si no, si *accion* es sur entonces
- 4 $errores \leftarrow$ ['SE', 'SO']
- 5 Si no, si *accion* es este entonces
- 6 $errores \leftarrow$ ['NE', 'SE']
- 7 Si no, si *accion* es oeste entonces
- 8 $errores \leftarrow$ ['NO', 'SO']
- 9 Si no, si *accion* es noreste entonces
- 10 $errores \leftarrow$ ['N', 'E']
- 11 Si no, si *accion* es noroeste entonces
- 12 $errores \leftarrow$ ['N', 'O']
- 13 Si no, si *accion* es sureste entonces
- 14 $errores \leftarrow$ ['S', 'E']
- 15 Si no, si *accion* es suroeste entonces
- 16 $errores \leftarrow$ ['S', 'O']
- 17 Si no
- 18 $errores \leftarrow$ []
- 19 Devolver *errores*

Fig. 7. Pseudocódigo de *obtiene_posibles_errores*.

6. Método para escoger una acción a partir de la política $\epsilon - greedy$

escoger_accion(estado, epsilon)

Entrada: Estado *estado* y valor de epsilon *epsilon*

Salida: Acción seleccionada

Algoritmo:

- 1 Si *estado* no está en la tabla Q entonces
- 2 Inicializar los valores de *estado* a cero en la tabla Q
- 3
- 4 Si un número aleatorio entre 0 y 1 es menor que *epsilon*
- 5 Seleccionar una acción aleatoria de entre todas las posibles
- 6 Si no
- 7 Seleccionar la mejor acción conocida
- 8
- 9 Devolver la acción seleccionada

Fig. 8. Pseudocódigo de *escoger_accion*.

7. Método para obtener la política a partir de los valores de la tabla Q

obtener_politica(Q)

Entrada: Tabla Q

Salida: Política basada en Q

Algoritmo:

```
1 Inicializar politica como diccionario vacío
2 Para cada estado en nav_estados hacer
3   Si estado está en  $Q\_table$  entonces
4      $politica[estado] \leftarrow \text{índice de } \max(Q\_table[estado])$ 
5   Sino
6      $politica[estado] \leftarrow 0$ 
7 Retornar politica
```

Fig. 9. Pseudocódigo de la función *obtener_politica*.

8. Método para obtener la recompensa de aplicar una acción a un estado

obtiene_recompensa(estado, accion)

Entrada: Estado actual *estado*, acción a tomar *accion*

Salida: Recompensa correspondiente

Algoritmo:

```
1  $x, y \leftarrow estado$ 
2 Si estado es igual a destino entonces
3   devolver recompensa_objetivo_alcanzado
4 Si hay colisión en estado entonces
5   devolver -penalizacion_colision
6 Si accion es igual a 'esperar' entonces
7   devolver -penalizacion_esperar
8 Para cada accion_error
9   en obtiene_posibles_errores(accion) hacer
10     $estado\_vecino \leftarrow aplica\_accion(estado, accion\_error)$ 
11    Si hay colisión en estado_vecino entonces
12      devolver -penalizacion_casilla_adyacente_obstaculo
```

Fig. 10. Pseudocódigo de la función *obtiene_recompensa*.

En este caso, *recompensa_objetivo_alcanzado*, *penalizacion_colision*, *penalizacion_esperar* y *penalizacion_casilla_adyacente_obstaculo* son variables globales que se usan en el método para definir el valor de la recompensa en diferentes situaciones.

Tras presentar todas las funciones auxiliares utilizadas en la implementación de los algoritmos, procedemos a detallar la implementación de Q-Learning, Montecarlo y SARSA.

Q-Learning

En primer lugar, nos encontramos con el algoritmo de Q-Learning. Los valores de los hiperparámetros se han seleccionado de manera que optimicen el rendimiento del algoritmo. No obstante, en la siguiente sección se detallarán los experimentos y pruebas realizadas.

```
1 Q-Learning:
2 Inicializar  $Q$  como diccionario vacío
3 Parámetros:  $\alpha = 0.2$ ,  $\gamma = 0.9$ ,  $\epsilon = 0.3$ ,
4  $epocas = 5000$ ,  $max\_pasos = 100$ 
5 Para cada época:
6   Estado aleatorio sin obstáculos
7   Para cada paso:
8      $accion\_index \leftarrow \text{escoger\_accion}(estado, \epsilon)$ 
9      $accion \leftarrow nav\_acciones[accion\_index]$ 
10    Aplicar acción, obtener nuevo estado y recompensa
11    Si estado no está en  $Q\_table$  entonces
12      Inicializar  $Q\_table[estado]$  con ceros
13    Fin Si
14    Si nuevo_estado no está en  $Q\_table$  entonces
15      Inicializar  $Q\_table[nuevo_estado]$  con ceros
16    Fin Si
17     $mejor\_accion\_nueva \leftarrow \text{máximo de } Q\_table[nuevo_estado]$ 
18     $Q\_table[estado][accion] \leftarrow Q\_table[estado][accion] +$ 
19       $\alpha * (recompensa + \gamma * mejor\_accion\_nueva -$ 
20         $Q\_table[estado][accion])$ 
21    Si estado destino o terminal, terminar
```

Fig. 11. Pseudocódigo del algoritmo Q-Learning.

Del pseudocódigo se puede ver cómo Q-Learning sigue un enfoque *off-policy*, ya que, al actualizar su tabla de valores Q , no tiene en cuenta la política que está siguiendo el robot y elige la acción que maximice la recompensa esperada en el nuevo estado.

SARSA

A continuación se muestran los detalles de la implementación realizada del algoritmo SARSA. De igual manera que en Q-Learning, el valor de los hiperparámetros se han seleccionado de manera que optimicen el rendimiento del algoritmo.

```
1 SARSA:
2 Inicializar  $Q\_table$  como diccionario vacío
3 Parámetros:  $\alpha = 0.1$ ,  $\gamma = 0.9$ ,  $\epsilon = 0.1$ ,
4  $num\_episodios = 100000$ ,  $max\_pasos = 100$ 
5 Para cada episodio:
6   Estado aleatorio sin obstáculos
7    $accion\_index \leftarrow \text{escoger\_accion}(estado, \epsilon)$ 
8    $accion \leftarrow nav\_acciones[accion\_index]$ 
9   Para cada paso:
10    Aplicar acción, obtener nuevo estado y recompensa
11     $nueva\_accion\_index \leftarrow \text{escoger\_accion}(nuevo\_estado, \epsilon)$ 
12     $nueva\_accion \leftarrow nav\_acciones[nueva\_accion\_index]$ 
13    Si estado no está en  $Q\_table$  entonces
14      Inicializar  $Q\_table[estado]$  con ceros
```

Fig. 12. Pseudocódigo del algoritmo SARSA (Parte 1).

```

1 Fin Si
2 Si nuevo_estado no está en Q_table entonces
3     Inicializar Q_table[nuevo_estado] con ceros
4 Fin Si
5 Q_table[estado][accion] ← Q_table[estado][accion] +
6     α · (recompensa +
7     γ · Q_table[nuevo_estado][nueva_accion] −
8     Q_table[estado][accion])
9 estado ← nuevo_estado
10 accion ← nueva_accion
11 Si estado == destino, terminar

```

Fig. 13. Pseudocódigo del algoritmo SARSA (Parte 2).

En esta ocasión, al actualizar los valores de la tabla Q, el robot tiene en cuenta la política que está siguiendo. Esto es debido a su enfoque *on-policy*, diferenciándolo de esta manera del algoritmo de Q-Learning.

IV. PRUEBAS Y EXPERIMENTACIÓN

En esta sección, se detallan los experimentos realizados y los resultados obtenidos al aplicar tres algoritmos de aprendizaje por refuerzo (Q-Learning, Montecarlo y SARSA) en el contexto de la planificación de rutas por parte de un robot móvil.

A. Experimentos realizados

Para llevar a cabo los experimentos, se diseñaron tres mapas de prueba, cada uno con un tamaño diferente, un porcentaje distinto de obstáculos y una casilla objetivo única. La posición inicial del robot se selecciona de manera aleatoria en cada experimento. El objetivo es evaluar la capacidad del agente para planificar una ruta segura hacia el objetivo, evitando colisionar con los obstáculos presentes en el entorno. Se espera que el agente se mueva por zonas alejadas de los pasillos para maximizar la seguridad durante la navegación.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de los experimentos realizados con cada uno de los algoritmos de aprendizaje por refuerzo. Se probaron diferentes configuraciones en los hiperparámetros de cada algoritmo para evaluar su rendimiento en una variedad de escenarios.

1) **Q-Learning:** Como se describió en la sección de *Implementación*, los hiperparámetros utilizados para ajustar el rendimiento del algoritmo Q-Learning son los siguientes:

Tasa de aprendizaje(α) = 0.2, Factor de descuento(γ) = 0.9, Tasa de exploración(ϵ) = 0.3, Épocas de entrenamiento = 5000, Máximo de pasos por episodio = 100

Se optó por valores bajos de α y ϵ para priorizar la explotación de la mejor acción conocida y permitir que el agente aprenda de manera gradual, evitando posibles

desbordamientos en los resultados que podrían surgir de un aprendizaje demasiado rápido. Adicionalmente, probamos con un valor alto de γ para que el agente priorizara las recompensas futuras sobre las inmediatas.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en cada uno de los mapas de prueba:

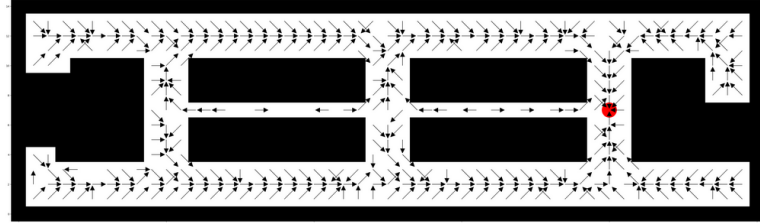


Fig. 14. Resultados Q-Learning mapa 1

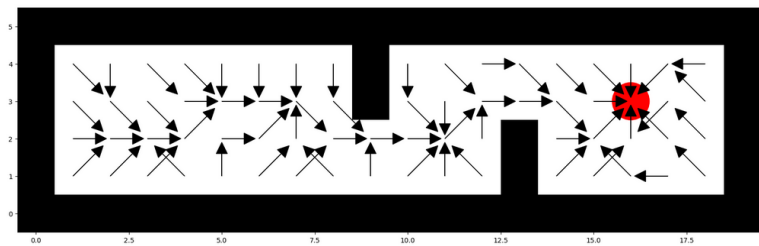


Fig. 15. Resultados Q-Learning mapa 2

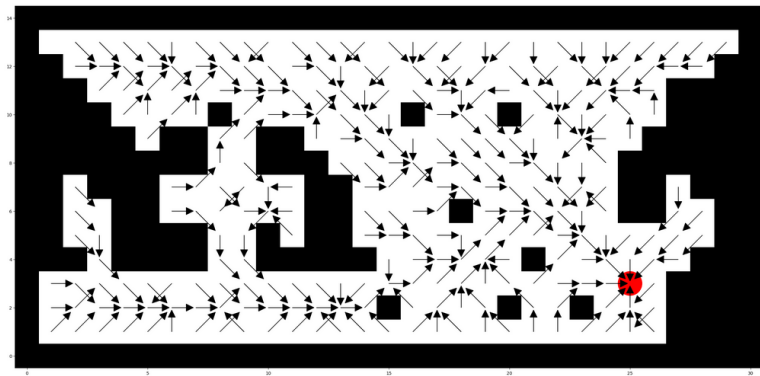


Fig. 16. Resultados Q-Learning mapa 3

Las imágenes de las rutas diseñadas por el robot en cada uno de los tres mapas muestran resultados muy satisfactorios por varias razones. En primer lugar, el robot ha sido capaz de generar rutas cortas y directas, minimizando el tiempo y los recursos necesarios para alcanzar el objetivo. Además, el robot ha demostrado una habilidad consistente para evitar colisiones con los obstáculos presentes en los mapas, incluso en aquellos con una mayor densidad de obstáculos. Finalmente, se destaca la robustez del algoritmo, ya que los resultados han sido satisfactorios en todos los mapas, a pesar de las variaciones en el tamaño, la densidad de obstáculos y

la posición del estado objetivo.

Por otro lado, tras realizar numerosas pruebas con variaciones en el valor de los hiperparámetros, llegamos a la conclusión de que las modificaciones en los valores de la tasa de aprendizaje, el factor de descuento y la tasa de exploración no producían cambios significativos en los resultados, e incluso en algunos casos se observaron pequeñas mejoras. No obstante, se pudo verificar que al reducir significativamente el *número de épocas de entrenamiento* del algoritmo, los resultados fueron mucho peores. Por ejemplo, al establecer el número de épocas en 1000, estos son los resultados obtenidos en cada uno de los mapas:

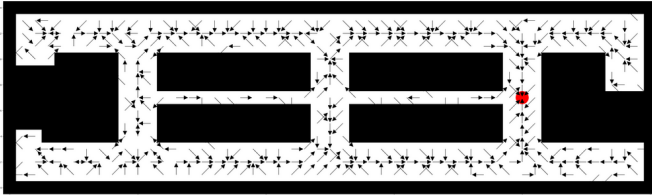


Fig. 17. Resultados Q-Learning mapa 1 tras modificar el número de épocas

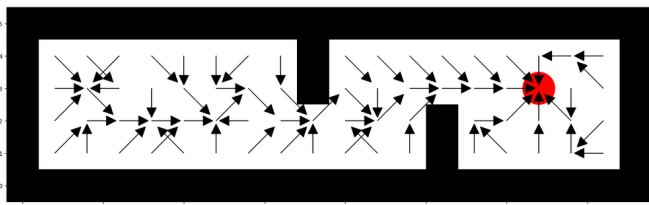


Fig. 18. Resultados Q-Learning mapa 2 tras modificar el número de épocas

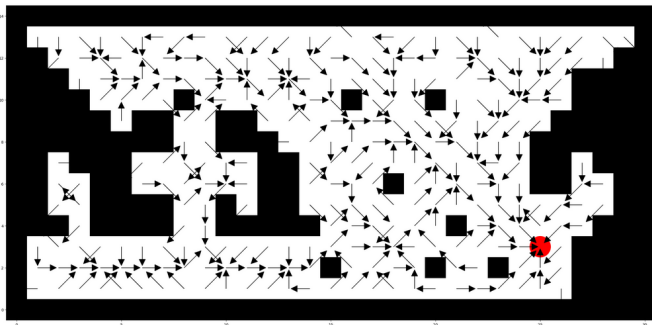


Fig. 19. Resultados Q-Learning mapa 3 tras modificar el número de épocas

Como se puede apreciar, los resultados no son tan satisfactorios, ya que el robot colisiona con los obstáculos en ciertas ocasiones y no suele seleccionar la ruta más eficiente para llegar a la casilla objetivo. Este empeoramiento de los resultados es más notorio en los mapas 1 y 3, lo cual tiene sentido porque, al ser mapas más grandes, requieren un mayor número de épocas de entrenamiento para que el agente aprenda la política óptima.

2) **SARSA**: En la implementación del algoritmo SARSA, los valores de los hiperparámetros se ajustaron según el mapa. En el mapa 2 (el más simple de todos), aumentamos la tasa de aprendizaje a 0.5 para que el agente pudiera aprender rápidamente sin una excesiva preocupación por desbordamientos en los valores Q. Además, reducimos el factor de descuento a 0.5, ya que en un mapa más pequeño las recompensas futuras no son tan importantes como las inmediatas, dado que el objetivo está más cerca. Mantenemos el valor de epsilon muy bajo, en 0.1, pues la simpleza del mapa permite que este pueda ser explorado completamente de manera rápida.

En los otros dos mapas, al ser entornos más complejos, disminuimos la tasa de aprendizaje y aumentamos tanto el factor de descuento como la tasa de exploración. Estas modificaciones permiten que el agente explore más y valore mejor las recompensas a largo plazo, necesarios en escenarios más complicados.

Finalmente, es importante destacar que el número de episodios de entrenamiento es significativamente mayor que en Q-Learning. Esto se debe a que SARSA, al tener un enfoque *on-policy*, normalmente converge más lentamente hacia una política óptima. Por ello, consideramos necesario aumentar el número de iteraciones del algoritmo.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en cada uno de los mapas de prueba:

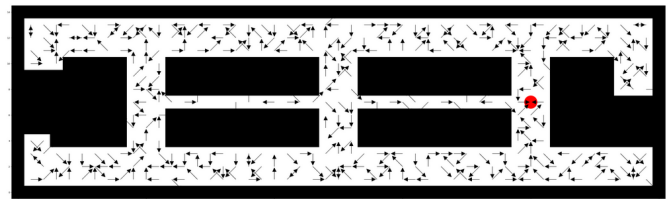


Fig. 20. Resultados SARSA mapa 1

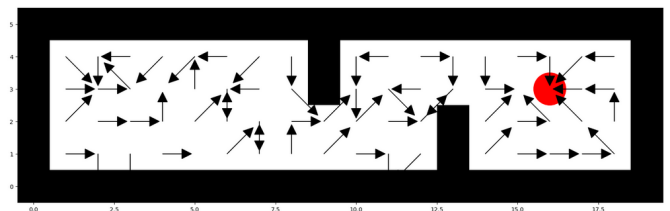


Fig. 21. Resultados SARSA mapa 2

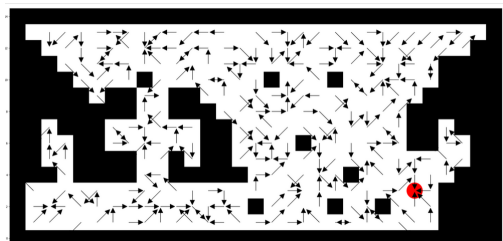


Fig. 22. Resultados SARSA mapa 3

Tras implementar y ejecutar el algoritmo SARSA con los hiperparámetros descritos anteriormente, los resultados obtenidos fueron comparativamente inferiores a los logrados con Q-Learning y Montecarlo. En primer lugar, las rutas generadas por SARSA fueron, en promedio, más largas y menos directas. Además, se observó que el agente colisionó con obstáculos con mayor frecuencia, lo que indica que el robot no aprendió completamente a esquivar los obstáculos. Por último, SARSA mostró una convergencia más lenta hacia una política óptima. A pesar del aumento en el número de episodios de entrenamiento, la política aprendida no alcanzó el mismo nivel de eficacia que las aprendidas con los otros algoritmos.

Una observación interesante es que, a diferencia de Q-Learning, los hiperparámetros en este algoritmo tienen una mayor relevancia en su ejecución, evidenciándose caídas en el rendimiento cuando se probaban con valores alejados a los explicados con anterioridad.

REFERENCIAS

- [1] Richard S. Sutton y Andrew G. Barto. Reinforcement Learning: An Introduction. MIT Press, 2018.
- [2] <https://www.codificandobits.com/curso/aprendizaje-por-refuerzo-nivel-basico/2-ejemplos-reales-aplicacion-aprendizaje-por-refuerzo/>
- [3] <https://www.aprendemachinelearning.com/aprendizaje-por-refuerzo/>
- [4] K. Elissa, "Title of paper if known," unpublished.
- [5] <https://es.wikipedia.org/wiki/Q-learning>
- [6] Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa, "Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface," IEEE Transl. J. Magn. Japan, vol. 2, pp. 740–741, August 1987 [Digests 9th Annual Conf. Magnetism Japan, p. 301, 1982].
- [7] M. Young, The Technical Writer's Handbook. Mill Valley, CA: University Science, 1989.

Fig. 23. Referencias bibliográficas.