



# Técnicas de los Sistemas Inteligentes

Grado en Informática

# Curso 2021-22. Práctica 1 Búsqueda en tiempo real: RTA\*

Jesús Giráldez Crú y Pablo Mesejo Santiago

Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial http://decsai.ugr.es



## Características de los algoritmos de búsqueda

	Algoritmos	Características
Búsqueda no informada	BFS, DFS	Al ser una búsqueda no informada (sin información heurística), son más ineficientes y/o no garantizan que se encuentre el camino óptimo.
Búsqueda heurística (offline)	A*, IDA*	Siempre encuentran el camino óptimo y lo hacen de forma más eficiente que la búsqueda no informada (debido al uso de información heurística).
Búsqueda heurística online (incremental o en tiempo real)	D*, RTA*	Aunque no garantizan el camino óptimo, permiten enfrentarse a problemas más complejos (entornos desconocidos y/o dinámicos, movimientos rápidos, etc).

	Algoritmos	¿Funciona en entornos desconocidos?	¿Es capaz de realizar movimientos rápidos (tiempo corto)?		
Búsqueda heurística offline	A*, IDA*	NO	NO		
Búsqueda incremental	D*, LPA*, D*Lite	SÍ	NO		
Búsqueda en tiempo real	RTA*, LRTA*	SÍ	SÍ		



## Búsqueda offline



### Búsqueda incremental

BÚSQUEDA	EJECUCIÓN
BÚSQUEDA	EJECUCIÓN

## Búsqueda en tiempo real

BÚSQUEDA EJECUCIÓN BÚSQUEDA EJECUCIÓN

#### Búsqueda heurística clásica (offline)

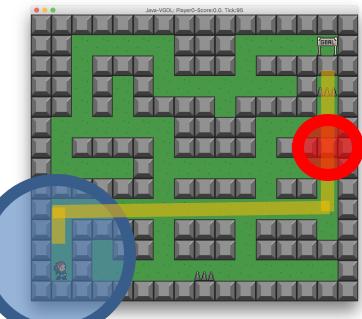


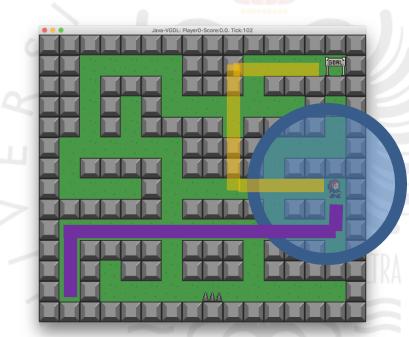
- La búsqueda heurística clásica (offline) requiere información completa del entorno
- Con esta información, primero se realiza la búsqueda de la ruta (normalmente óptima) –proceso más costoso – y posteriormente se ejecuta –proceso más rápido –.
- Pero en algunos contextos, el entorno sólo se conoce parcialmente:
  - Información desconocida. Ej: alcance de los sensores del robot
  - Información dinámica: Ej: obstáculos que se mueven por el entorno
- En estos casos, es inviable calcular UN único plan (como se hace en la búsqueda heurística clásica), dado que éste puede sufrir modificaciones
- Es necesario replanificar!





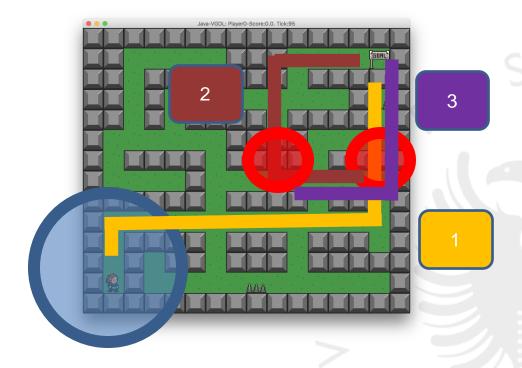
- La búsqueda incremental aborda el problema de la información incompleta o dinámica
  - Zona de visibilidad del agente (ZVA): área abarcada por los sensores
  - Hipótesis del mundo desconocido: todo terreno desconocido es navegable.
- Ejemplo: un método incremental basado en A\*. Calcular un plan, intentar ejecutar, y, en caso de obstáculo, recalcular







- Problema: ¿cómo **actualizar la información heurística** a medida que el agente se mueve por el mapa?
  - Si cada llamada a A\* es "independiente", no se actualiza
  - El agente puede caer en ciclos infinitos



La búsqueda incremental aborda este problema

#### **Búsqueda incremental**



- Algoritmos de búsqueda incremental: D\*, LPA\*, D\*Lite, ...
- La idea general es mantener, de la forma más eficiente posible, información actualizada sobre h(n), a medida que el agente aprende nueva información sobre el mapa en los distintos intentos de ejecutar la ruta
- Inconveniente: en el peor caso, la búsqueda de un camino es tan costosa como en búsqueda offline
  - Los tiempos de planificación (búsqueda) pueden ser muy altos
  - Por tanto, no sirve para realizar movimientos rápidos
- Ante la necesidad de movimientos/decisiones rápidas aparece la búsqueda en tiempo real

LPA\*: [Koenig, Likhachev, Furcy. 2004. Lifelong Planning A\*. Artificial Intelligence 155 (1–2): 93-146]

D\*: [Stentz. 1994. Optimal and Efficient Path Planning for Partially-Known Environments. Proc. of ICRA]

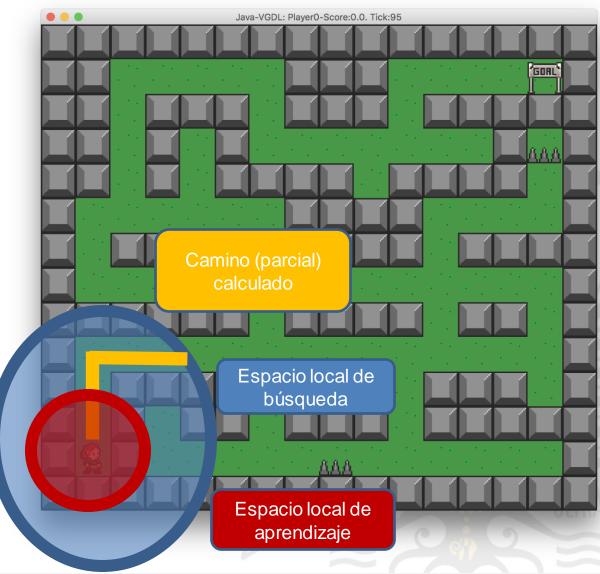
D\*Lite: [Koenig, Likhachev. 2005. Fast Replanning for Navigation in Unknown Terrain. Transactions on

Robotics 21 (3)]



#### Dos conceptos clave:

- Espacio local de búsqueda: el agente calcula rutas "cortas" hasta la mejor frontera
- Espacio local de aprendizaje: se actualiza la heurística de cara a movimientos futuros
- La diferencia con respecto a la búsqueda local (GBFS) es precisamente la regla de aprendizaje





#### Real-Time A\* (RTA\*)

- En cada paso, moverse al nodo del espacio local de búsqueda seleccionado por la estrategia de movimiento, y actualizar el espacio local de aprendizaje según la regla de aprendizaje
- Espacio local de búsqueda: los vecinos del nodo actual x
- Estrategia de movimiento: mover al mejor vecino z:

$$z = argmin_{(y \in Succ(x))} \{c(x, y) + h(y)\}$$

- Espacio local de aprendizaje: nodo actual
- Regla de aprendizaje:

$$h(x) = \max(h(x), 2^{\underline{o}} \min(c(x, y) + h(y)))$$

En cada iteración se comprueba si el nodo expandido es el nodo objetivo

RTA\*: [Korf. 1990. Real-time Heuristic Search. Artificial Intelligence 42, 189-211]



- Los valores de h(n) son dinámicos, se van aprendiendo a lo largo de la ejecución del algoritmo
- Cuando se visita un nodo por primera vez, se inicializa su valor con alguna función heurística
  - En nuestro caso: distancia Manhattan al objetivo
- Este valor se guarda en una tabla hash
  - Estructura de datos eficiente para acceder y actualizar valores
- Cuando un nodo pertenece al espacio local de aprendizaje, se actualiza su h(n)
  - Simplemente se modifica el valor de este nodo en la tabla hash

Consumo de memoria: tamaño de la tabla hash (número de nodos visitados)



- Espacio local de búsqueda: vecinos del nodo
- Estrategia de movimiento: mejor vecino

• ARRIBA: c(ACTUAL, ARRIBA) + h(ARRIBA) = 1 + 23 = 24

ABAJO: Muro

IZQUIERDA: Muro

DERECHA: Muro

Espacio local de aprendizaje: nodo actual

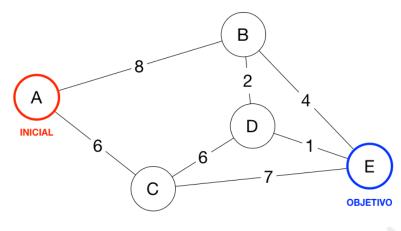
• Regla de aprendizaje:

h(ACTUAL) = 24

Como no hay segundo mínimo, elegimos el primero







	Α	В	С	D	Е
h(n)	10	4	5	1	0

	Node	c(x,y)+h(y) en vecinos del nodo actual				C: a	Nuevo valor h(actual)					
It.	Nodo actual	y=A	у=В	y=C	y=D	y=E	Sig. nodo	h(A)	h(B)	h(C)	h(D)	h(E)
0	Α	-	12	11	-	-	С	12		=	اااا الله	=
1	С	17	-	-	7	7	D	=		7		W =
2	D	-	6	13	-	1	E	=	=	<b>∕</b> √ <u>÷</u> =	6	= (
3	Е	Fin. Camino: E – D – C – A					11	4	7	6	0	



Otro algoritmo de búsqueda en tiempo real (**NO usado** en esta práctica): LRTA\*

- La única diferencia entre RTA\* y LRTA\* es la regla de aprendizaje:
  - En RTA\* se usa el segundo mínimo
  - En LRTA\* se usa el (primer) mínimo
- Ambas permiten al agente escapar de mínimos locales en h(n)
  - Zonas prometedoras según la h(n) pero que no llevan a la solución
- RTA\* puede sobreestimar h(n) por lo que escapa de mínimos locales más rápido
  - En una ejecución, es más rápido
- LRTA\* aproxima mejor h(n) a h\*(n) por lo que es más útil si se requieren múltiples ejecuciones en el mismo mapa
  - En múltiples ejecuciones, converge más rápido al camino óptimo

LRTA\*: [Korf. 1990. Real-time Heuristic Search. Artificial Intelligence 42, 189-211]