# Búsqueda en línea – Ambientes desconocidos

Julio Godoy DIICC









#### Hasta el momento..

- Agentes usan algoritmos de búsqueda 'offline' (Anchura, profundidad, A\*, etc..):
  - Calculan una solución completa antes de actuar

- Sólo cuando se encuentra una solución, se actúa





#### Hasta el momento..

- Agentes usan algoritmos de búsqueda LOCAL:
  - Aún tienen acceso a espacio de estados completo

- Pero sólo almacenan el estado actual y sus sucesores
- qué algoritmo usar? → decisión de diseño de la solución







- Búsqueda en línea:
  - Agente no conoce todo el espacio de estados
    - -Restricción del problema!
    - Sólo conoce su estado actual y las posibles acciones.

- Intercala cómputo y acción:
  - Efectúa una acción
  - Observa el ambiente
  - Calcula la siguiente acción
  - Repite





- Búsqueda en línea es buena idea cuando:
  - Ambiente es dinámico

- Ambiente es No-determinista





- Búsqueda en línea es NECESARIA cuando:
  - Ambiente es desconocido:
    - Cúales son los estados?
    - Qué hacen mis acciones?
- Agente enfrenta un problema de exploración







- Robót móvil
  - Exploración, encontrar salida

Recién nacido





 Por ahora, asumimos un ambiente determinista y observable

- Agentes saben:
  - Acciones (en cada estado)
  - Function de costo c(s, a, s')
  - Test objetivo
- Agentes no saben:
  - Efecto de sus acciones
  - Espacio de estados





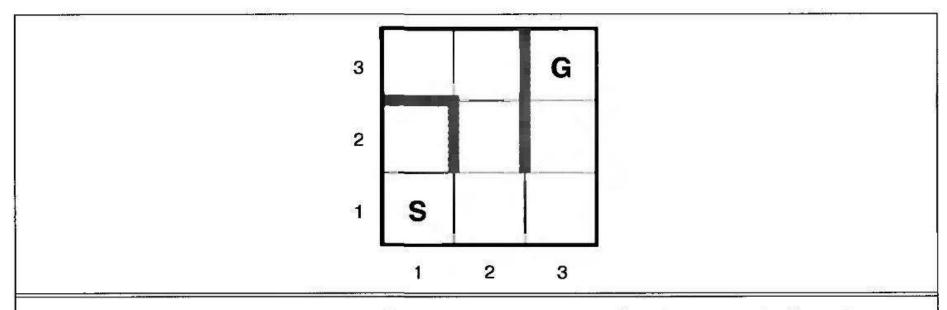


Figure 4.18 A simple maze problem. The agent starts at S and must reach G, but knows nothing of the environment.

Imagen: Russell y Norvig, 2010







- Típicamente:
  - Llegar al objetivo minimizando el costo

• También puede ser: explorar el ambiente

 Desempeño: porción del espacio de estados explorado vs espacio de estados completo







- Caminos sin salida:
  - Si las acciones no son reversibles y se han probado todas las acciones

- Por ahora, suponemos un espacio de estados seguro de explorar
  - Ejemplo: puzzle-8, laberinto







- Compara offline vs en línea
  - Piensa en A\* o búsqueda uniforme

– ¿Podemos expandir un nodo/estado en cualquier ubicación?

Ubicación física

– ¿Podemos adaptar un algoritmo de búsqueda conocido para que funcione en línea?







- Compara offline vs en línea
  - Piensa en A\* o búsqueda uniforme

– ¿Podemos expandir un nodo/estado en cualquier ubicación?

Ubicación física

 Búsqueda en profundidad en línea: sólo con acciones reversibles





```
static: result, a table, indexed by action and state, initially empty
        unexplored, a table that lists, for each visited state, the actions not yet tried
        unbacktracked, a table that lists, for each visited state, the backtracks not yet tried
        s, a, the previous state and action, initially null
if GOAL-TEST(s') then return stop
if s' is a new state then unexplored[s'] \leftarrow ACTIONS(s')
if s is not null then do
    result[a, s] \leftarrow s'
    add s to the front of unbacktracked[s']
if unexplored[s'] is empty then
    if unbacktracked[s'] is empty then return stop
    else a \leftarrow an action b such that result[b, s'] = POP(unbacktracked[s'])
else a \leftarrow Pop(unexplored[s'])
s \leftarrow s'
return a
```

function ONLINE-DFS-AGENT(s') returns an action inputs: s', a percept that identifies the current state

**Figure 4.20** An online search agent that uses depth-first exploration. The agent is applicable only in bidirected search spaces.





- Recuerda los algoritmos discutidos la clase pasada:
  - ¿Aplicables a búsqueda en línea?





- Recuerda los algoritmos discutidos la clase pasada:
  - Aplicables a búsqueda en línea?
  - Búsqueda Hill climbing





- Recuerda los algoritmos discutidos la clase pasada:
  - Aplicables a búsqueda en línea?
  - Búsqueda Hill climbing: óptimos locales...





- Recuerda los algoritmos discutidos la clase pasada:
  - Aplicables a búsqueda en línea?
  - Búsqueda Hill climbing: óptimos locales...
  - Camino aleatorio!





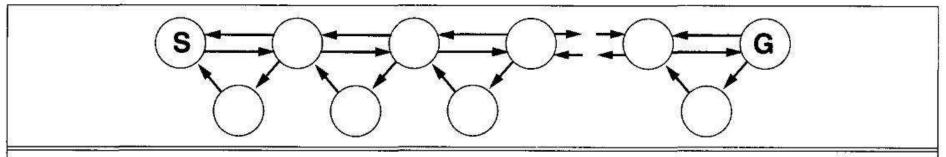


Figure 4.21 An environment in which a random walk will take exponentially many steps to find the goal.

Imagen: Russell y Norvig, 2010





- Recuerda los algoritmos discutidos la clase pasada:
  - Aplicables a búsqueda en línea?
  - Búsqueda Hill climbing: óptimos locales...
  - Camino aleatorio! → muy ineficiente
  - El agente necesita memoria



#### LRTA\*



- Learning Real Time A\*
  - Función de costo c(s, a, s')
  - 'la mejor estimación actual' H(s)

- Crea un 'mapa' basado en las acciones tomadas
- Asume que acciones no tomadas llevan al objetivo





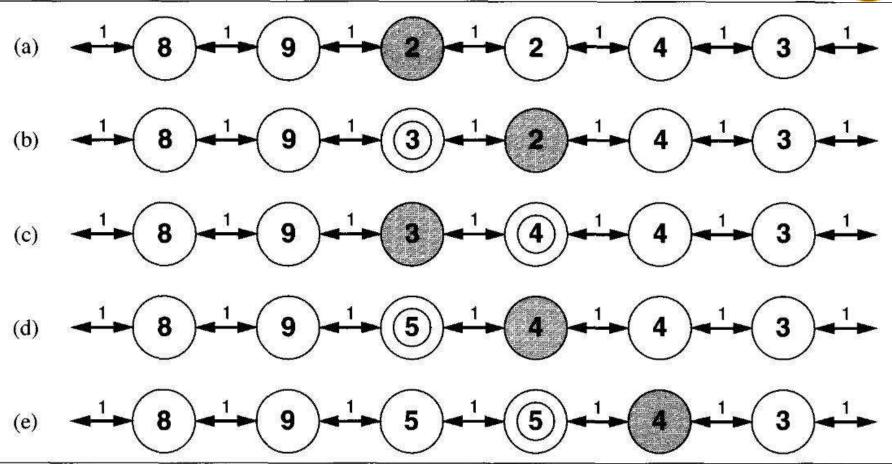


Figure 4.22 Five iterations of LRTA\* on a one-dimensional state space. Each state is labeled with H(s), the current cost estimate to reach a goal, and each arc is labeled with its step cost. The shaded state marks the location of the agent, and the updated values at each iteration are circled.





```
function LRTA*-AGENT(s') returns an action
  inputs: s', a percept that identifies the current state
  static: result, a table, indexed by action and state, initially empty
          H, a table of cost estimates indexed by state, initially empty
          s, a, the previous state and action, initially null
  if GOAL-TEST(s') then return stop
  if s' is a new state (not in H) then H[s'] \leftarrow h(s')
  unless s is null
      result[a, s] \leftarrow s'
      H[s] \leftarrow \min_{b \in ACTIONS(s)} LRTA*-COST(s, b, result[b, s], H)
  a \leftarrow an action b in ACTIONS(s') that minimizes LRTA*-COST(s', b, result[b, s'], H)
  s \leftarrow s'
  return a
function LRTA*-Cost(s, a, s', H) returns a cost estimate
  if s' is undefined then return h(s)
  else return c(s, a, s') + H[s']
```

Figure 4.23 LRTA\*-AGENT selects an action according to the values of neighboring states, which are updated as the agent moves about the state space.



#### LRTA\*



- Garantizado a encontrar el objetivo en ambientes:
  - Finitos

Seguro de explorar



### Aprendizaje en búsqueda en línea

Agente aprende un 'mapa' del ambiente
 – (s,a,?)

 Agente adquiere estimaciones más precisas del costo de un estado



### Aprendizaje en búsqueda en línea

