
Inteligencia Artificial

Agentes que resuelven problemas

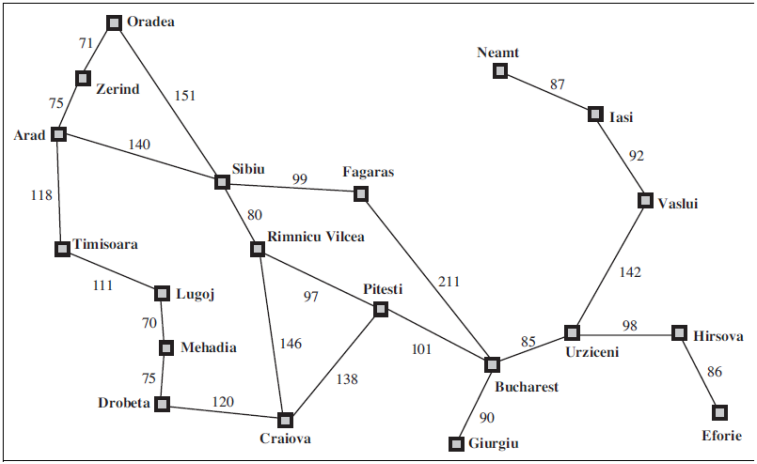
1. Formulación de meta (decidir que estados son objetivo) y del problema (decidir que acciones y estados se van a considerar)
2. Buscar una solución (examinar posibles acciones y armar una secuencia)
3. Ejecutar la solución

```
function SIMPLE-PROBLEM-SOLVING-AGENT(percept) returns an action
  persistent: seq, an action sequence, initially empty
              state, some description of the current world state
              goal, a goal, initially null
              problem, a problem formulation

  state ← UPDATE-STATE(state, percept)
  if seq is empty then
      goal ← FORMULATE-GOAL(state)
      problem ← FORMULATE-PROBLEM(state, goal)
      seq ← SEARCH(problem)
      if seq = failure then return a null action
  action ← FIRST(seq)
  seq ← REST(seq)
  return action
```

Figure 3.1 A simple problem-solving agent. It first formulates a goal and a problem, searches for a sequence of actions that would solve the problem, and then executes the actions one at a time. When this is complete, it formulates another goal and starts over.

Problemas y soluciones bien definidas

El mapa de Rumania.



Un problema puede ser definido formalmente mediante **5 componentes**:

- **Estado inicial**
- **Acciones** -> función *Actions(s)*
- **Modelo de transición** -> función *Result(s, a)*
- **Comprobación de meta**
- **Costo de camino** o **costo de paso**

Una **solución** es una secuencia de acciones que, aplicadas al estado inicial, me dejan en un estado meta.

Una **solución óptima** es una solución donde el costo de ruta es el **mínimo** de todas las soluciones posibles.

Formulando problemas

Para formular los problemas es obligatorio hacer **abstracciones**

¿qué abstraer?

- **Estados:** debe remover todos los detalles posibles conservando lo mínimo necesario para cumplir nuestro objetivo
- **Acciones:** contemplar solo las acciones necesarias, expresadas de la manera más sencilla posible

Problemas de ejemplo

Problemas de juguete:

El mundo de la aspiradora

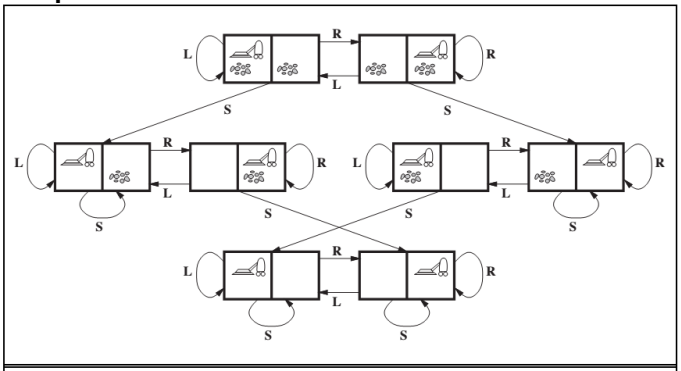


Figure 3.3 FILES: figures/vacuum2-state-space.eps (Tue Nov 3 16:24:01 2009). The state space for the vacuum world. Links denote actions: L = *Left*, R = *Right*, S = *Suck*.

8-puzzle

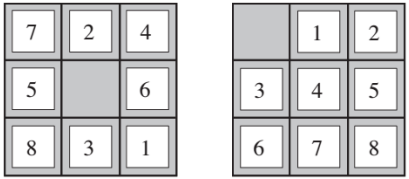


Figure 3.4 **FILES: figures/8puzzle.eps (Tue Nov 3 16:22:11 2009).** A typical instance of the 8-puzzle.

8 reinas

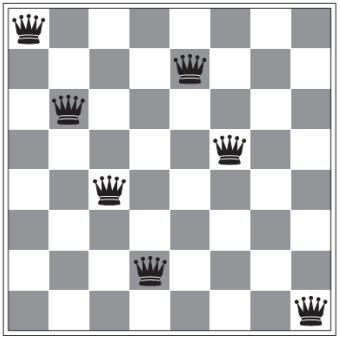


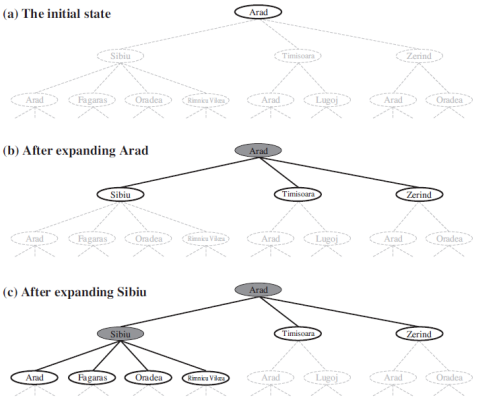
Figure 3.5 FILES: figures/8queens.eps (Wed Nov 4 16:21:52 2009). Almost a solution to the 8-queens problem. (Solution is left as an exercise.)

Problemas reales:

- Búsqueda de rutas
- El problema del turista
- Navegación de robots

Buscando soluciones.

- **Arbol de búsqueda:** las aristas son acciones y los nodos se relacionan a estados



- **Expandir** el estado actual significa aplicar las acciones posibles y generar un nuevo conjunto de nodos
- **Frontera** o **lista abierta** es la lista de nodos **hoja** que todavía no fueron *procesados*
- **Estrategia de búsqueda** determina que nodo debe expandirse
- **Conjunto de nodos explorados** o **lista cerrada** son todos aquellos estados que fueron procesados
- El algoritmo que tiene en cuenta la lista cerrada se denomina **búsqueda en grafo**; mientras que el que **no** la tiene en cuenta, **búsqueda en árbol**.

function TREE-SEARCH(*problem*) **returns** a solution, or failure
  initialize the frontier using the initial state of *problem*
  loop do
    if the frontier is empty **then return** failure
    choose a leaf node and remove it from the frontier
    if the node contains a goal state **then return** the corresponding solution
    expand the chosen node, adding the resulting nodes to the frontier

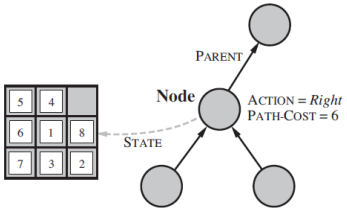
---

function GRAPH-SEARCH(*problem*) **returns** a solution, or failure
  initialize the frontier using the initial state of *problem*
  initialize the explored set to be empty
  loop do
    if the frontier is empty **then return** failure
    choose a leaf node and remove it from the frontier
    if the node contains a goal state **then return** the corresponding solution
    add the node to the explored set
    expand the chosen node, adding the resulting nodes to the frontier
      only if not in the frontier or explored set

Infraestructura para algoritmos de búsqueda

La estructura de un nodo se define mediante:

- Estado
- Nodo padre
- Accion
- Costo de camino



La estructura para la **frontera** es una lista que se comporta como **Cola**, **Pila** o **cola priorizada**

El conjunto de estados explorados puede ser implementado como una tabla hash.

Midiendo performance de los algoritmos

- **Completitud:** el algoritmo asegura encontrar una solución, si la hay
- **Optimalidad:** el algoritmo encuentra una **solución óptima**
- **Complejidad temporal:** ¿Cuánto tiempo toma encontrar la solución?
- **Complejidad espacial:** ¿Cuánta memoria necesito para encontrar la solución?

Las medidas de complejidad se van a expresar en términos de:

- **b** el factor de ramificación
- **d** la menor profundidad de algún nodo meta
- **m** la longitud máxima de camino en el grafo de estados

El tiempo se mide en términos de la cantidad de nodos generados; mientras que el espacio según la cantidad de nodos en memoria.

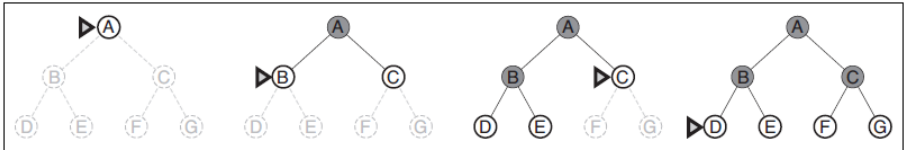
Vamos a usar el **costo de búsqueda** en lugar del **costo total**.

Estrategias de búsqueda sin información

- Búsqueda en amplitud
- Búsqueda de costo uniforme
- Búsqueda en profundidad
- Búsqueda en profundidad limitada
- Búsqueda en profundidad iterativa
- Búsqueda bidireccional

Búsqueda en amplitud

Utiliza una **cola** en la frontera.



El número total de nodos generados es: *b + b^2 + b^3 + ... + b^d = O (b^d)*

```
function BREADTH-FIRST-SEARCH(problem) returns a solution, or failure

  node ← a node with STATE = problem.INITIAL-STATE, PATH-COST = 0
  if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
  frontier ← a FIFO queue with node as the only element
  explored ← an empty set
  loop do
      if EMPTY?(frontier) then return failure
      node ← POP(frontier)   /* chooses the shallowest node in frontier */
      add node.STATE to explored
      for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
          child ← CHILD-NODE(problem, node, action)
          if child.STATE is not in explored or frontier then
              if problem.GOAL-TEST(child.STATE) then return SOLUTION(child)
              frontier ← INSERT(child, frontier)
```

Búsqueda de Costo uniforme

Utiliza una **cola priorizada** en la frontera, ordenada por los costos de camino de los nodos. La función *g(n)* devuelve el costo del camino desde el nodo inicial al nodo actual.

Dos diferencias en el algoritmo:

- la comprobación de meta se realiza recién cuando se va a expandir el nodo
- se agrega una chequeo por si se encontró un estado ya generado pero de menor costo

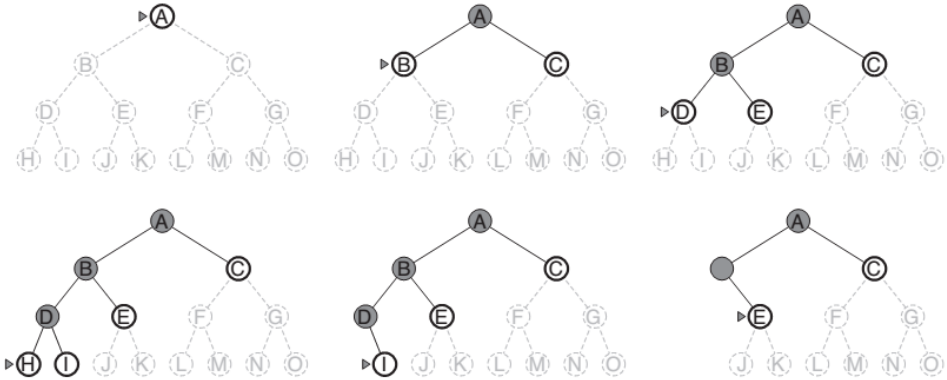
```
function UNIFORM-COST-SEARCH(problem) returns a solution, or failure

  node ← a node with STATE = problem.INITIAL-STATE, PATH-COST = 0
  frontier ← a priority queue ordered by PATH-COST, with node as the only element
  explored ← an empty set
  loop do
      if EMPTY?(frontier) then return failure
      node ← POP(frontier)   /* chooses the lowest-cost node in frontier */
      if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
      add node.STATE to explored
      for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
          child ← CHILD-NODE(problem, node, action)
          if child.STATE is not in explored or frontier then
              frontier ← INSERT(child, frontier)
          else if child.STATE is in frontier with higher PATH-COST then
              replace that frontier node with child
```

Búsqueda en profundidad

Utiliza una **pila** en la frontera.

- La completitud depende de si hacemos búsqueda en árbol o en grafo
- No es óptima
- La complejidad temporal es *O(b^m)* (puede ser peor que O(b^d))
- La complejidad espacial es *O(b*m)*

La variante **backtracking search** utiliza aún menos memoria.


A
B C
D E F G
H I J K L M N O
A
B C
D E F G
H I J K L M N O
A
B C
D E F G
H I J K L M N O
A
B C
D E F G
H I J K L M N O
A
B C
D E F G
H I J K L M N O
A
C
E F G
J K L M N O

Búsqueda en profundidad limitada

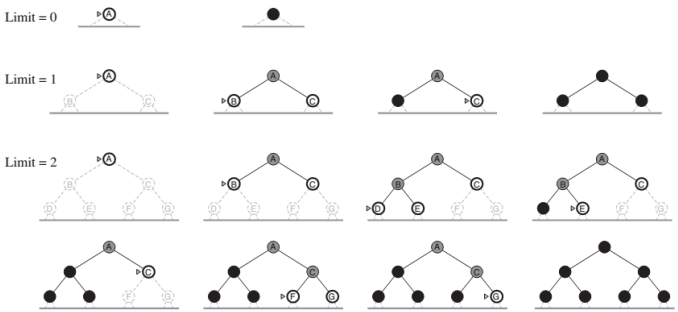
Igual a la búsqueda en profundidad, con la salvedad que se limita la profundidad máxima a alcanzar.

- Introduce otro problema para la completitud, el límite puede ser inferior a la profundidad de la mejor solución.
- Si conocemos el diámetro del espacio de estados, éste se puede usar como límite.

Búsqueda en profundidad iterativa

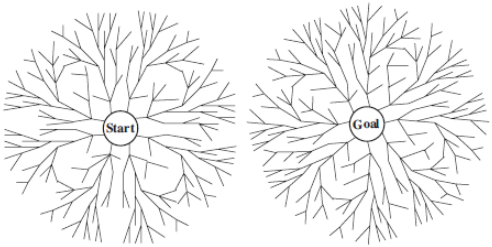
Encuentra el mejor límite aumentándolo gradualmente.

```
function ITERATIVE-DEEPENING-SEARCH(problem) returns a solution, or failure
    for depth = 0 to ∞ do
        result ← DEPTH-LIMITED-SEARCH(problem, depth)
        if result ≠ cutoff then return result
```



Búsqueda bidireccional

- 2 búsquedas simultáneas, una desde el estado inicial y otra desde el estado meta
- b (d/2) + b(d/2) << b^d
- hay que tener acciones reversibles
- hay que conocer el estado meta

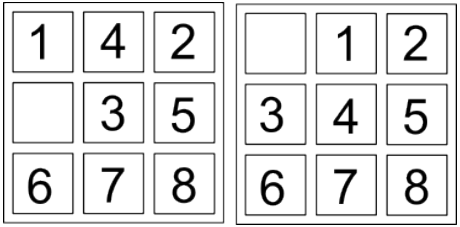


Resumen de los algoritmos

Criterion	Breadth-First	Uniform-Cost	Depth-First	Depth-Limited	Iterative Deepening
Complete?	Yes*	Yes*	No	Yes, if $l \geq d$	Yes
Time	b^{d+1}	$b^{\lceil C^*/\epsilon \rceil}$	b^m	b^l	b^d
Space	b^{d+1}	$b^{\lceil C^*/\epsilon \rceil}$	bm	bl	bd
Optimal?	Yes*	Yes	No	No	Yes*

Ejercicio.

1. Plantear formalmente el problema del 8-puzzle



2. **Resolver mediante búsqueda en grafo por:**
   - Amplitud
   - Profundidad
3. Implemente en Python un agente que resuelva este problema.

Estrategias de búsqueda informada

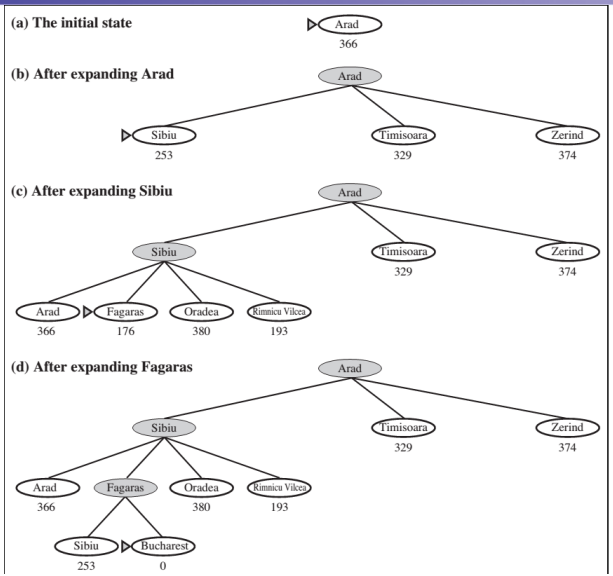
- Utilizan conocimiento específico del problema
- **best-first search** utiliza una función *f(n)* para estimar costos
- *h(n)* es una función heurística que generalmente forma parte de *f(n)*
- *h(n)* = 0 <==> n es un nodo meta

Vamos a ver dos estrategias:

- Greedy best-first search (búsqueda avara)
- A*

Búsqueda avara

- Expande el nodo que más se acerca a la meta
- *f(n) = h(n)*
- Si usamos búsqueda en árbol puede ser incompleta; si usamos búsqueda en grafo es completa en espacios no infinitos
- No es óptima
- La complejidad temporal y espacial en el peor de los casos es *O(b^m)*; pero esto depende mucho de la heurística
- Usa el mismo algoritmo que la búsqueda de costo uniforme, reemplazando *g(n)* por *h(n)*

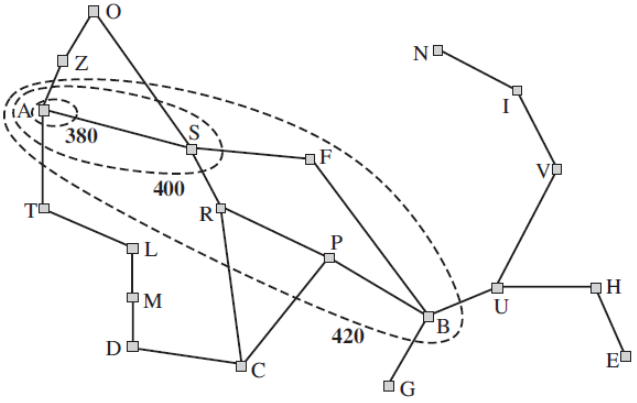

(a) The initial state
Arad
366
(b) After expanding Arad
Arad
Sibiu
253
Timisoara
329
Zerind
374
(c) After expanding Sibiu
Arad
Sibiu
Timisoara
329
Zerind
374
Arad
366
Fagaras
176
Oradea
380
Rimnicu Vilcea
193
(d) After expanding Fagaras
Arad
Sibiu
Timisoara
329
Zerind
374
Arad
366
Fagaras
Oradea
380
Rimnicu Vilcea
193
Sibiu
253
Bucharest
0

Búsqueda A* (A estrella)

- Minimiza el costo total estimado de la solución
- *f(n) = h(n) + g(n)*
- Usa el mismo algoritmo que la búsqueda de costo uniforme, reemplazando *g(n)* por *g(n) + h(n)*
- **Si *h(n)* satisface determinadas condiciones, A* es completa y óptima.**
    - **Admisibilidad**: Nunca sobreestima el costo de llegar a la meta
    - **Consistencia** (necesaria solo para búsqueda en grafo): *h(n) <= c(n, a, n') + h(n')*

Optimalidad de A*

- A* busca en contornos de nodos del mismo costo total

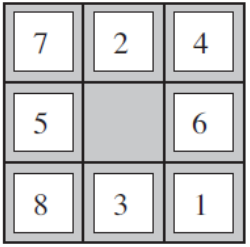


- **Si C* es el costo de la solución óptima:**
    - A* puede expandir algunos nodos dentro del contorno de la solución
    - A* expande todos los nodos con *f(n)* < C*
- A* es **óptimamente eficiente**: no hay otro algoritmo que garantice expandir menos nodos que A*; asegurando la optimalidad de la solución

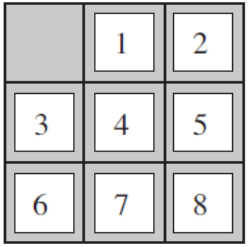
Funciones heurísticas

Vamos a tomar de ejemplo 2 funciones heurísticas para el 8-puzzle:

- h1: número de fichas mal ubicadas
- h2: suma de las distancias de las posiciones de las casillas respecto a la posición de la solución. (midiendo mediante la distancia de Manhattan)



Start State



Goal State

Una manera de caracterizar la calidad de una heurística es a traves del **factor de ramificación efectivo** b*

- N + 1 = 1 + b* + (b*)^2 + ... + (b*)^d *

Una heurística bien diseñada tiene b* cercano a 1.

Si para cada nodo *n*, h2(n) >= h1(n) decimos que h2 **domina** a h1.

Generando heurísticas

- **desde problemas relajados**: el costo de una solución óptima de un problema relajado es una heurística admisible para el problema original
- Si se encuentran varias heurísticas alternativas, podemos generar una que domine a todas de la siguiente manera:

$h(n) = \max\{ h1(n), ... hm(n) \}$

- **desde subproblemas**: el costo de solucionar un subproblema es menor que el de solucionar el problema completo

En las **bases de patrones** se almacenan los costos exactos para varios subproblemas, costos que luego son usados para calcular las heurísticas.

Ejercicio.

Implemente 3 heurísticas para el problema del 8-puzzle y compare con diversos estados iniciales la performance de A* con cada una de las heurísticas.

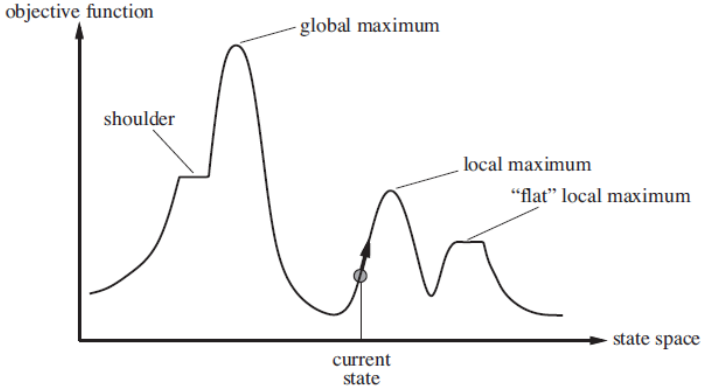
Más alla de la búsqueda clásica

Vamos a relajar las restricciones hechas previamente, donde los ambientes tenían que ser observables, determinísticos y conocidos; y las soluciones eran secuencias de acciones

- Búsqueda local
- Búsqueda con acciones no deterministas
- Búsqueda en ambientes parcialmente observables
- Búsqueda online

Búsqueda local

- Se usan cuando no importa el camino para llegar a la solución
- Mantienen solo un nodo en memoria y se mueven a sus vecinos **(usan poca memoria)**
- Son útiles en problemas de **optimización**
- Generalmente usan una formulación de estado completa.
- Una **función objetivo** determina que tan bueno es un estado. Esta función la podemos dibujar respecto al espacio de estados para obtener un paisaje del espacio de búsqueda.

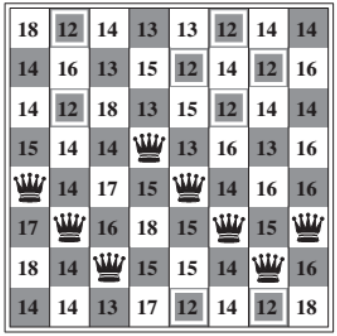


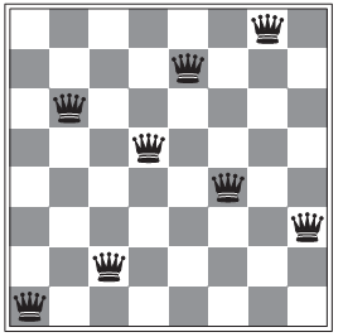
- Un algoritmo es **completo** si siempre encuentra una solución, es **óptimo** si encuentra un máximo o mínimo global.

Ascenso de colina (Hill climbing)

- Siempre se mueve hacia arriba y termina cuando llega a un pico
- Tiene problemas con **máximos locales**, **crestas** y **mesetas**

```
function HILL-CLIMBING(problem) returns a state that is a local maximum

  current ← MAKE-NODE(problem.INITIAL-STATE)
  loop do
      neighbor ← a highest-valued successor of current
      if neighbor.VALUE ≤ current.VALUE then return current.STATE
      current ← neighbor
```





(a) (b)

Figure 4.3 FILES: figures/8queens-successors.eps (Wed Nov 4 16:23:55 2009) figures/8queens-local-minimum.eps (Wed Nov 4 16:14:15 2009). (a) An 8-queens state with heuristic cost estimate $h = 17$, showing the value of h for each possible successor obtained by moving a queen within its column. The best moves are marked. (b) A local minimum in the 8-queens state space; the state has $h = 1$ but every successor has a higher cost.

Variantes.

- **Stochastic hill climbing:** elige al azar entre los movimientos ascendentes
- **First-choice hill climbing:** genera los sucesores aleatoriamente de a uno, hasta que uno sea mejor que el actual (es útil cuando el factor de ramificación es alto)
- **Random restart hill climbing:** ejecuta varias iteraciones de hill climbing tradicional, comenzando aleatoriamente desde distintos estados iniciales

Temple simulado (Simulated annealing)

- Combina el ascenso rápido con la aleatoriedad
- A medida que transcurre el tiempo (o disminuye la temperatura) la posibilidad de elegir un sucesor peor disminuye

```
function SIMULATED-ANNEALING(problem, schedule) returns a solution state
  inputs: problem, a problem
          schedule, a mapping from time to "temperature"

  current ← MAKE-NODE(problem.INITIAL-STATE)
  for t = 1 to ∞ do
      T ← schedule(t)
      if T = 0 then return current
      next ← a randomly selected successor of current
      ΔE ← next.VALUE – current.VALUE
      if ΔE > 0 then current ← next
      else current ← next only with probability e^(ΔE/T)
```

Busqueda de Haz local

- Mantiene *k* nodos en memoria, en principio generados aleatoriamente
- Por cada paso se generan todos los sucesores y se eligen lo *k* mejores
- La información importante es compartida entre las distintas búsquedas paralelas
- Los *k* estados pueden concentrarse rápidamente en un sector pequeño del espacio de estados
    - Aparece una variante llamada **stochastic beam search**: toma aleatoriamente los *k* sucesores, de acuerdo al valor de la función de cada uno

Algoritmos genéticos

- Es una variante de la búsqueda de haz local, solo que los sucesores se generan de a pares
- Comienza con un conjunto llamado la **población**, compuesto de *k* estados o **individuos**
- Se usa una función **fitness**, la cual devuelve valores mayores cuando mejor es el individuo
- Se eligen *k / 2* pares de individuos para ser reproducidos. La elección es al azar, con probabilidades proporcionales al fitness de cada individuo
- Los pares son sometidos a una operación de *crossover*
- Finalmente se pueden realizar mutaciones en los individuos resultantes

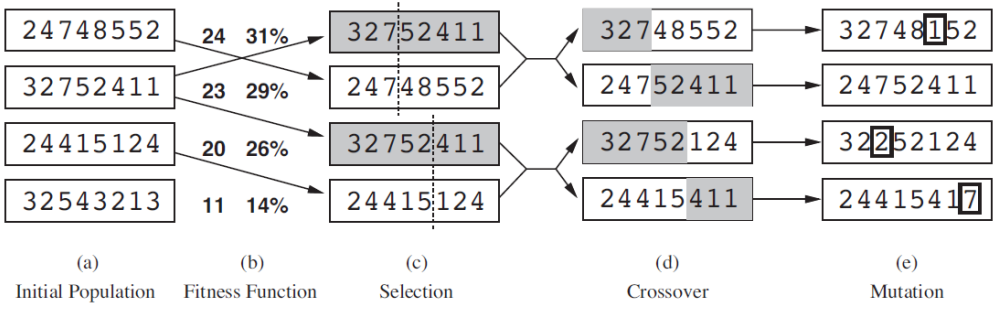


Figure 4.6 **FILES: figures/genetic.eps (Tue Nov 3 16:22:53 2009).** The genetic algorithm, illustrated for digit strings representing 8-queens states. The initial population in (a) is ranked by the fitness function in (b), resulting in pairs for mating in (c). They produce offspring in (d), which are subject to mutation in (e).

Más búsqueda...

- **Búsqueda con acciones no deterministas:** las soluciones devuelven **planes de contingencia** en lugar secuencias de acciones
- **Búsqueda en ambientes parcialmente observables:** los algoritmos trabajan con **estados de creencia** en lugar de estados reales
- **Búsqueda online:** cuando el mundo o las acciones no son conocidos se necesita intercalar la búsqueda con la ejecución

Ejercicio.

Resuelva el problema de las 8-reinas mediante:

- hill-climbing con reinicio aleatorio
- temple simulado
- algoritmos genéticos.

Bibliografía y enlaces útiles.

- Russell S., Norvig P.: Artificial Intelligence: A modern Approach. Third Edition