PONTIFICIA
UNIVERSIDAD
CATÓLICA
DEL PERÚ

INTELIGENCIA ARTIFICIAL (INF371)

RESOLUCIÓN DE PROBLEMAS CON BÚSQUEDA:
BÚSQUEDA LOCAL

Dr. Edwin Villanueva Talavera

Contenido

- Algoritmos de búsqueda Local y optimización
  - Hill-climbing
  - Simulated annealing
  - Beam Search

Bibliografía:

Capitulo 4.1 del libro:

Stuart Russell & Peter Norvig "Artificial Intelligence: A modern Approach", Prentice Hall, Third Edition, 2010

Búsqueda local y optimización

- Los algoritmos vistos hasta ahora exploran espacios de búsqueda manteniendo en memoria los caminos explorados, cuando encuentran un estado objetivo, el camino hacia él constituye una solución
- En muchos problemas de optimización el camino hasta el objetivo es irrelevante:
  - Cuando se quiere encontrar solo una configuración objetivo, sin importar la secuencia de acciones
- En ese caso se puede usar algoritmos de búsqueda local:
  - No se mantiene un árbol de búsqueda, sólo un nodo con el estado actual
  - Iterativamente se modifica el estado actual usando información de los estados vecinos

Búsqueda local y optimización

Ejemplo: Problema de las n-reinas

- Colocar n reinas en un tablero n x n, tal que cada fila, columna y diagonal tenga solo una reina:

Búsqueda local y optimización

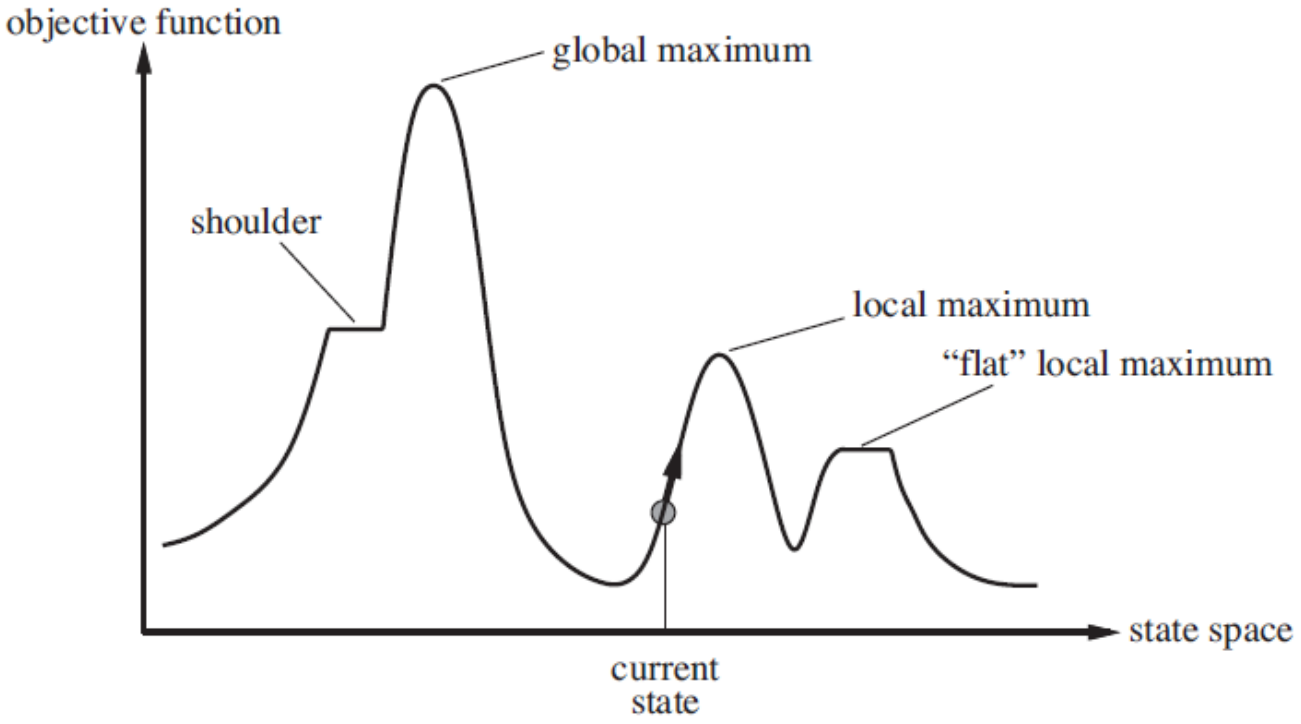
Características de métodos de búsqueda local:

- Usan muy poca memoria, usualmente una cantidad constante
- A menudo encuentran soluciones razonables en espacios de estados enormes o infinitos (continuos), donde los métodos que exploran caminos no funcionarían
- Pueden ser útiles para resolver problemas de optimización puros, donde se necesita encontrar el mejor estado de acuerdo a una función objetivo

Búsqueda local y optimización

Superficie de espacio de estados:

- La superficie tiene localización (estado) y elevación (definido por la función objetivo o costo)



Metodo Hill-Climbing

- Usa un solo nodo que mantiene el estado actual y el valor de la función objetivo o función de costo
- Solo examina los valores de los estados vecinos al estado actual
- Continuamente se mueve en la dirección donde se obtiene el mayor incremento si es función objetivo o mayor decremento si es función costo
- Termina cuando se encuentra un pico (o valle) donde ningún estado vecino tiene mas alto (mas bajo) valor

Metodo Hill-Climbing

Pseudocódigo:

```
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
```

Metodo Hill-Climbing

Limitaciones:

- Puede no encontrar la solución óptima por las siguientes razones:
  - Máximos locales: picos de la superficie del espacio de estados donde ningún estado vecino tiene mayor valor
  - Crestas: secuencias de picos que son muy difíciles de explorar
  - Mesetas: áreas planas del espacio de estados donde hill-climbing se quedaría perdido

Metodo Hill-Climbing

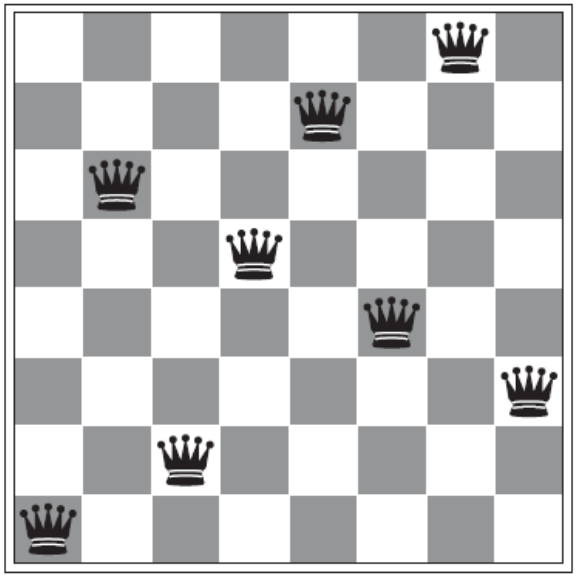
Ejemplo: Problema de las 8 reinas

- Imaginemos el problema de las 8 reinas con función de costo:

  h = número de pares de reinas que se atacan mutuamente

- Sucesores: todos los posibles estados generados de mover una simple reina de un casillero a otro en la misma columna

Valores de h de todos los sucesores posibles del estado actual (h =17)



Un posible mínimo local con h = 1

Existe uma probabilidad de 84% de atracarse en minimo local!

Metodo Hill-Climbing

Posibles mejoras :

- Movimientos laterales para evitar mesetas
  - Sin embargo puede ocurrir repetición infinita, hay que imponer un limite para el numero de movimientos laterales.
- Stochastic hill-climbing
  - Escoje aleatoriamente el sucesor con probabilidad proporcional al aumento de la función objetivo
- Reinicios aleatorios (Random-restart Hill-climbing)
  - Ejecutar varias búsquedas a partir de varios estados iniciales escogidos aleatoriamente.
  - Es completa, pues en el peor de los casos irá acabar generando el estado objetivo como estado inicial, sin embargo es ineficiente.

Metodo Simulated Annealing

- Combina *hill-climbing* con caminos aleatorios (*random walk*), lo que le garantiza completitud y una mayor eficiencia
- Simula el proceso de templado de metales: al inicio se da una gran temperatura para luego irla bajando gradualmente:
  - Gran temperatura significa una alta probabilidad de que estados vecinos con pobre evaluación puedan ser escogidos como sucesores. Esto le permite escapar de óptimos locales.
  - Esa probabilidad disminuye con el pasar del tiempo

Método Simulated Annealing

Pseudocodigo:

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**
    $T \leftarrow schedule(t)$
    if $T = 0$ **then return** *current*
    next ← a randomly selected successor of *current*
    $\Delta E \leftarrow next.\text{VALUE} - current.\text{VALUE}$
    if $\Delta E > 0$ **then** *current* ← *next*
    else *current* ← *next* only with probability $e^{\Delta E/T}$

Método Simulated Annealing

Propiedades:

- Es posible probar que si T decrece lo suficientemente lento, la búsqueda puede encontrar una solución optima global con probabilidad tendiendo a 1
- *Simulated Annealing* es muy usada en software de diseño de circuitos integrados, optimización de redes de telecomunicaciones, *planificacion* de instalaciones industriales, etc.

Metodo Local Beam search

Metodo *Local Beam search*:

- Mantiene *k* estados en lugar de uno
- Empieza con *k* estados generados aleatoriamente
- En cada iteración se generan todos los sucesores de los *k* estados
- Si alguno de ellos es el estado objetivo entonces la búsqueda termina, de lo contrario se selecciona los *k* mejores estados de la lista y se continua iterando
- Sufre de falta de diversidad: rápidamente la búsqueda se concentra en una pequeña región del espacio de estados:
  - Uma alternativa es *stochastic beam search*, la cual escoge los *k* sucesores aleatoriamente com probabilidad proporcional a sus valores

Preguntas?