8.2 Búsqueda A* . Búsqueda óptima

- Una función heurística h(n) se dice que es *admisible (*garantiza la obtención de un camino de coste mínimo hasta un objetivo) cuando se cumple:

$$h(n) \leq h^*(n) \qquad \forall n$$

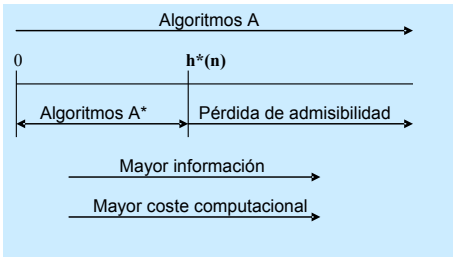
- Decimos entonces que un algoritmo A que **utiliza una función heurística admisible** es un algoritmo A*
- Cuanto más correctamente estimemos h(n) menos nodos de búsqueda generaremos
- Problema: si nuestra función heurística nos devuelve un valor superior a h*, para algún nodo, no se puede garantizar que encontremos la solución óptima

8.2 Pseudocódigo A*

```
Alg A*
    listaInterior = vacio
    listaFrontera = inicio

    mientras listaFrontera no esté vacía
        n = obtener nodo de listaFrontera con menor f(n) = g(n) + h(n)
        listaFrontera.del(n)
        listaInterior.add(n)

        si n es meta
            devolver
            reconstruir camino desde la meta al inicio siguiendo los punteros
        fsi

        para cada hijo m de n que no esté en listaInterior
            g'(m) = n.g + c(n, m)  //g del nodo a explorar m

            si m no está en listaFrontera
                almacenar la f, g y h del nodo en (m.f, m.g, m.h)
                m.padre = n
                listaFrontera.add(m)
            sino si g'(m) es mejor que m.g  //Verificamos si el nuevo camino es mejor
                m.padre = n
                recalcular f y g del nodo m
            fsi
        fpara
    fmientras
    devolver no hay solución
falg
```

8.3 Nivel de información heurístico

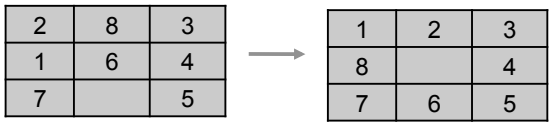
- En general el **nivel de información** de las heurísticas permite **encontrar antes la solución**, pero tiene la desventaja de requerir un **mayor coste computacional** para su cálculo. La figura muestra los límites de la admisibilidad en los algoritmos tipo A:



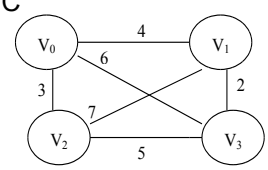
  - h(n) = 0
  - h(n) ≤ $h^*(n)$
  - h(n) > $h^*(n)$

8.4 Ejemplos de heurísticas

- Heurísticas para el 8-puzzle



  - h1 = número de piezas mal colocadas
  - h2 = suma de las distancias de las piezas a sus posiciones en el objetivo (distancia de Manhattan)
- Heurística para el VC

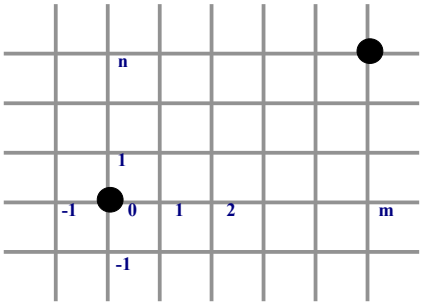


h= suma de las distancias de las ciudades aun no visitadas a sus vecinos más cercanos

Dpmt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència Artificial
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

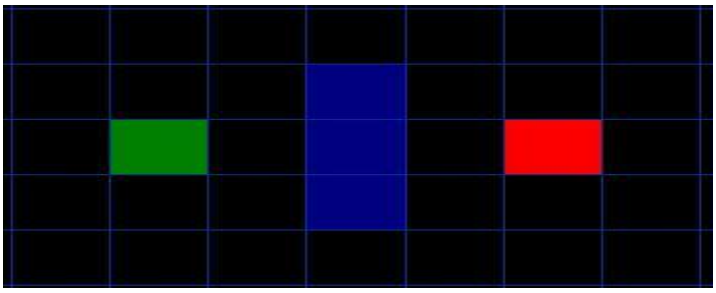
8.4 Problemas de camino mínimo

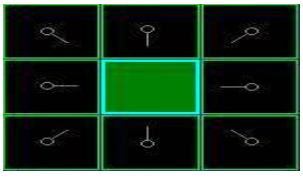
- Coste actual óptimo
  - $g^*((x, y)) = |x| + |y|$
- Heurística admisible
  - $h_1((x,y)) = sqrt((m-x)^2 + (n-y)^2)$
- Heurística óptima
  - $h^*((x,y)) = |m-x| + |n-y|$



Dpmt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència Artificial
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

8.4 Un ejemplo detallado (I)





g(n) : coste de moverse entre nodos.
recto 10, diagonal 14

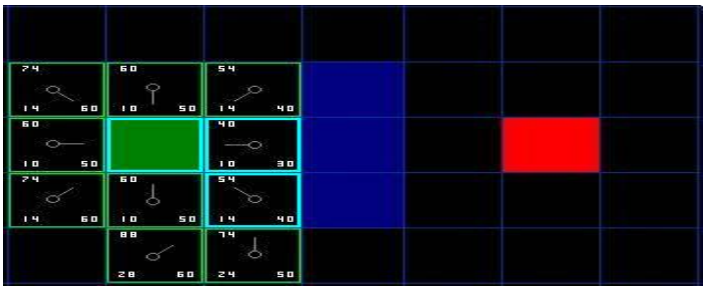
h(n) : distancia de Manhattan
|m-x| + |n-y|
Atención, no admisible para 8-con.
utilizada por simplicidad pero…

Dpmt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència Artificial
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

8.4 Un ejemplo (II)

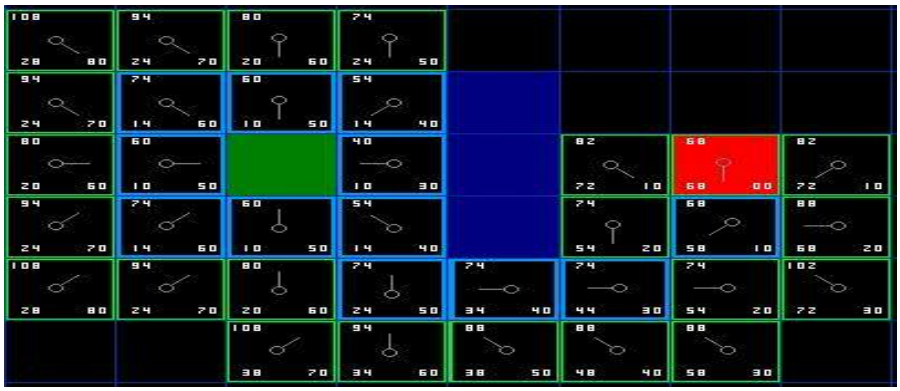
Dpmt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència Artificial
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

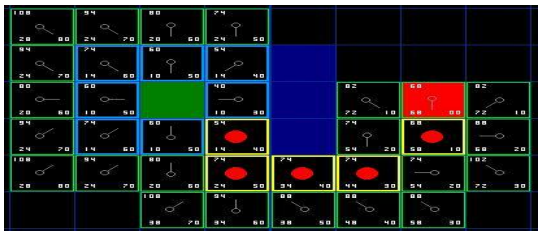
8.4 Un ejemplo (III)



Ejercicio: continua la traza…

8.4 Un ejemplo (IV)





8.5 Inconvenientes de mantener la admisibilidad

- El mantenimiento de la admisibilidad fuerza al algoritmo a **consumir mucho tiempo** en discriminar caminos cuyos costes no varían muy significativamente
- Principal desventaja: se queda sin espacio debido a que mantiene todos los nodos generados en memoria
- No es práctico para problemas grandes
- Dos soluciones
  - Algoritmos que mejoran el coste espacial: A*PI (A* por profundización iterativa), A* SRM (A* acotada por memoria simplificada), búsqueda primero el mejor recursiva
  - Aumentar la velocidad a costa de una pérdida acotada de calidad → técnicas de relajación de la restricción de optimalidad

8.6 Relajación de la restricción de optimalidad

- Técnica de ajuste de pesos
  - El objetivo de esta técnica es definir una función f() ponderada, $f_w()$, como alternativa a la utilizada en A*

    $f_w(n) = (1-w)g(n)+w\ h(n)$

    g(n)
    - Proporciona la componente en anchura de la búsqueda.
    - **h(n)**
      - Nos indica la proximidad al objetivo.
  - Variando de forma continua w dentro del rango $0 \le w \le 1$ obtenemos estrategias mixtas intermedias.
- Si h(n) es admisible tenemos que:
  - En el rango $0 \le w \le 1/2$, A^* con $f_w(n)$ también es admisible.
  - Dependiendo de la diferencia existente entre h(n) y $h^*(n)$, A^* con $f_w(n)$ puede perder la admisibilidad en el rango $1/2 < w \le 1$

8.6 Relajación de la restricción de optimalidad

- Técnica de la admisibilidad-ε
  - Objetivo: aumentar la velocidad de búsqueda a costa de obtener una solución subóptima
  - Un algoritmo es admisible-ε cuando para cualquier grafo termina siempre dando como resultado una solución cuyo coste no excede del coste óptimo, C^* , por un factor 1+ε:

    $f(sol) \le (1+\varepsilon)C^*$

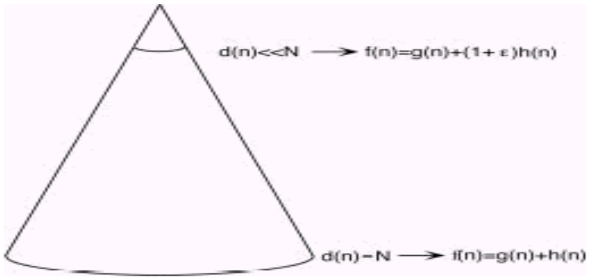
- Técnicas de admisibilidad-ε
  - Ponderación Dinámica
  - Estimación de coste de búsqueda

8.6 Relajación de la restricción de optimalidad

- Técnica de ponderación dinámica o APD

  $f(n) = g(n)+h(n)+\varepsilon[\ 1- d(n)/N\ ]\ h(n)$

  - d(n) es la profundidad del nodo n y N nos proporciona la profundidad de un nodo solución (se supone conocida).
  - ¿Qué ocurre en los niveles iniciales?
  - ¿Y en los cercanos a la solución?



8.6 Relajación de la restricción de optimalidad

- Algoritmo de estimación de coste de búsqueda A^*_ε.
  - Utiliza una lista adicional denominada **Lista_focal (L_f)**
  - Esta lista es una sublista de Lista_Frontera (LF) que contiene únicamente aquellos nodos cuya f(n) no excede del mejor valor de cualquier f(n) dentro de la Lista_Frontera por un factor (1+ε):
    - $L_f = \{n: f(n) \leq (1+\varepsilon)\ \min(f(m))\}$ $\quad m \in LF$
  - A^*_ε opera de forma idéntica al algoritmo A^* salvo que **selecciona aquel nodo de Lista_focal con menor valor de $H_f(n)$, una segunda heurística**, además de h(n), que estima el coste computacional requerido para completar la búsqueda a partir del nodo n

8.6 Relajación de la restricción de optimalidad

- Comparación de algoritmos
  - El algoritmo de ponderación dinámica es más sencillo, **pero únicamente es aplicable a problemas donde se conoce la profundidad** en la cual nos va a aparecer la solución, o disponemos de una cota superior de dicha profundidad. Sólo en estos casos se garantiza la admisibilidad-ε
  - En cuanto al algoritmo A_ε^* la separación en dos heurísticas permite incorporar estimaciones de coste no integradas con las funciones g(n) y h(n) (por ejemplo, proximidad a la solución)

Tema 2. Estrategias de búsqueda.

Bibliografía

- Stuart Russell, Peter Noving. "Inteligencia Artificial. Un enfoque Moderno" Ed. Pearson. Prentice Hall. 2004.